



Contribution à l'analyse de signaux acquis par émission de photons dynamique pour l'étude de circuits à très haute intégration

Samuel Chef

► To cite this version:

Samuel Chef. Contribution à l'analyse de signaux acquis par émission de photons dynamique pour l'étude de circuits à très haute intégration. Electronique. Université de Bourgogne, 2014. Français. NNT : 2014DIJOS032 . tel-01128218

HAL Id: tel-01128218

<https://theses.hal.science/tel-01128218>

Submitted on 9 Mar 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

SPIM

Thèse de Doctorat



école doctorale **sciences pour l'ingénieur et microtechniques**
U N I V E R S I T É D E B O U R G O G N E

Contribution à l'analyse de signaux acquis par émission de photons dynamique pour l'étude de circuits à très haute intégration



SAMUEL CHEF

SPIM

Thèse de Doctorat



école doctorale **sciences pour l'ingénieur et microtechniques**
U N I V E R S I T É D E B O U R G O G N E

THÈSE présentée par

SAMUEL CHEF

pour obtenir le

Grade de Docteur de

l'Université de Bourgogne

Spécialité : **Instrumentation et informatique de l'image**

Contribution à l'analyse de signaux acquis par émission de photons dynamique pour l'étude de circuits à très haute intégration

Unité de Recherche :

Le2i UMR CNRS 6306

Soutenue publiquement le 25 Novembre 2014 devant le Jury composé de :

F. MORAIN-NICOLIER	Rapporteur	Professeur à l'Université de Reims Champagne-Ardenne
L. TORRES	Rapporteur	Professeur à l'Université Montpellier 2
P. PERDU	Invité	Expert Senior CNES
H. YAHIA	Examineur	Chargé de recherche INRIA
K. SANCHEZ	Responsable de thèse	Docteur-Ingénieur au CNES
S. JACQUIR	Co-encadrant de thèse	Maître de conférences à l'Université de Bourgogne
S. BINCZAK	Directeur de thèse	Professeur à l'Université de Bourgogne

REMERCIEMENTS

Je souhaite commencer ces remerciements en exprimant toute ma gratitude à mes directeur et co-encadrant de thèse Stéphane Binczak et Sabir Jacquir. Vous m'avez laissé une grande liberté dans la conduite de ces travaux, qualité, à mon sens, fondamentale dans la recherche. Nos échanges journaliers m'ont réellement permis de progresser et je vous dois énormément.

J'aimerais remercier tout particulièrement Kevin Sanchez, responsable de ma thèse pour le CNES. Tu m'as fait confiance, tout d'abord en tant que stagiaire de master, puis pour ce doctorat, et tu as toujours tenu tes engagements. J'ai énormément appris à ton contact sur l'analyse de défaillance des circuits intégrés, un champ d'application singulier de part la richesse des domaines abordés et de son aspect industriel. J'ai aussi une profonde reconnaissance pour Philippe Perdu, expert senior au CNES. Nos différentes discussions ont toujours été un plaisir. Tes vastes connaissances et ton aptitude à proposer des solutions innovantes lors des différentes réunions de développement, comme à Hamamatsu ou Renesas, m'ont toujours impressionné.

A vous quatre, j'espère sincèrement que nous aurons à nouveau l'occasion de collaborer.

Je remercie également Frédérique Morrain-Nicolier, Lionel Torres et Hussein Yahia d'avoir accepté d'être, respectivement, rapporteurs et examinateur. Vos remarques m'ont donné énormément à réfléchir et m'ont permis d'améliorer grandement la qualité de ce document. Elles m'ont aussi offert de nouvelles perspectives, que j'espère avoir l'opportunité d'explorer dans un futur proche.

Un grand merci à Bastien et Maxime Y. pour leur relecture du manuscrit. Avoir des avis extérieurs est nécessaire dans ce genre d'exercice et permet de prendre un certain recul vis à vis de sa production. Je pense aussi qu'on a formé une terrible équipe de nageurs du midi.

Merci à Marie et Laurence d'avoir tenté de sauver du naufrage grammatical la première partie de ce mémoire. J'aurais aimé vous faire relire la suite, malheureusement, le temps

a manqué.

Merci à tous les doctorants que j'ai eu l'occasion de côtoyer, que ce soit au Le2i, Nicolas, Maxime B., Jacques, Hugues, Xingbo, Pierre-Jean, Amadou, Mamadou, Rachid, Roland, Aurore, Anthony, Hassan, ou au CNES, Guillaume, Kevin, Nicolas. Les discussions-café journalières sont nécessaires à l'équilibre de tout doctorant !

Avoir des amis en-dehors l'est aussi. Pour cela, merci à Aurèl, Clarisse, Stef, Flo, Funckle, JB, Jer, Ju et Vincent. Je ne sais pas comment j'aurais survécu à ces trois années sans vous ! Merci à Charlotte pour avoir cette incroyable capacité à toujours me surprendre et à m'entraîner dans toutes sortes d'aventures (j'avoue que faire un semi-marathon ne me serait pas venu spontanément à l'esprit). Tu restes une source d'inspirations.

Enfin, l'usage veut que l'on termine ce chapitre en remerciant les gens qui comptent le plus. C'est pour cela que je ne remercie que maintenant mes parents et mes frères. Vous m'avez toujours soutenu et encouragé. Si j'en suis là aujourd'hui, c'est grâce à vous.

GLOSSAIRE

ACP : Analyse en Composantes Principales.

AFM : Atomic Force Microscope.

APD : Avalanche PhotoDiode.

CAD : Computer Aided Design. Peut désigner le schéma du circuit dans ce contexte.

CCD : Coupled Charge Device.

CI : Circuit Intégré.

CMOS : Complementary Metal-Oxyde-Semiconductor. Structure qui résulte de l'association de plusieurs transistors NMOS et PMOS.

DBSCAN : Density Based Clustering for Application with Noise.

DGF : Descripteur Généralisé de Fourier.

DSP : Densité Spectrale de Puissance.

DUT : Device Under Test. Équivalent à circuit ou composant sous test.

EMMI : Emission Microscopy. Technique de localisation de défauts par émission de lumière statique. Équivalent à PEM.

ESD : ElectroStatic Discharge.

FPGA : Field Programmable Gate Array.

KPPV : K Plus Proches Voisins.

LIVA : Light Induced Voltage Alteration. Technique de localisation de défauts par modification des potentiels électriques à l'aide d'un laser.

MCBL : Microscopie Confocale à Balayage Laser.

MCP : MicroChannel plates.

MEB : Microscope Électronique à Balayage. Terme français de SEM.

MOSFET : Metal Oxyde Semiconductor Field Effect Transistor.

NMOS : Transistor de type MOSFET dont le drain et la source sont dopés négativement (excès d'électrons).

OBIC : Optical Beam Induced Current. Technique de localisation de défauts par génération optique de courant.

OBIRCh : Optical Beam Induced Resistance Change. Technique de localisation de défauts par variation de résistance par effet photo-thermique.

OCE : Object Consistency Error.

OSD. OverStress Discharge.

PEM : Photon Emission Microscopy. Technique de localisation de défauts par émission de lumière statique. Équivalent à EMMI.

PICA : Picosecond Imaging Circuit Analysis. Technique de localisation de défauts par émission de lumière dynamique. Équivalent à TRI.

PMOS : Transistor de type MOSFET dont le drain et la source sont dopés positivement (excès de trous).

PMT : PhotoMultiplier Tubes.

PSF : Point Spread Function. Cette fonction est aussi appelée la réponse impulsionnelle d'un système optique.

RO : Ring Oscillator. Oscillateur en anneaux constitué d'une chaîne d'inverseurs bouclée sur elle-même.

SEM : Scanning Electron Microscope. Terme anglais de MEB.

SIL : Solid Immersion Lens.

SOI : Silicon On Insulator.

SPAD : Single Photon Avalanche Diode.

SQUID : Superconducting QUantum Interference Device.

SNR : Signal to Noise Ratio.

SSPD : Superconducting Single Photon Diode.

STED : STimulated Emission Depletion. Technique de microscopie par fluorescence per-

mettant de dépasser les limites de résolution du système optique.

STORM : STochastic Optical Reconstruction Microscopy. Technique de microscopie par fluorescence permettant de dépasser les limites de résolution du système optique.

STPC : Spatio-Temporal Photon Correlation. Technique de filtrage des données TRI.

SVM : Séparateurs à Vaste Marge. Aussi appelés machines à vecteurs de support.

TCSPC : Time Correlated Single Photon Counting. Comptage de photon résolu en temps.

TRE : Time Resolved Emission. Désigne l'acquisition mono point en fonction du temps de l'émission de l'émission de lumière.

TRI : Time Resolved Imaging. Technique de localisation de défauts par émission de lumière dynamique. Équivalent à PICA.

ULSI : Ultra Large Scale Integration. Désigne un circuit intégré avec plus d'un million de transistors.

VLSI : Very Large Scale Integration. Désigne un circuit intégré avec plus de cent mille transistors.

SOMMAIRE

Remerciement	v
Glossaire	vii
Introduction	1
1 Électroluminescence pour l'analyse de VLSI	7
1 Introduction	8
2 Analyse de défaillances et localisation de défauts	10
2.1 Description du processus général	10
2.2 Terminologie du test électrique	11
2.3 La localisation/caractérisation de défauts sans contact	12
3 Précisions sur les techniques optiques	14
3.1 L'analyse par face-arrière	14
3.2 Microscopie infrarouge	17
3.3 Les techniques laser	18
3.3.1 Mode pompe	19
3.3.2 Mode sonde	19
3.4 Émission de photons	21
4 Mécanismes de photon-émission dans le silicium	22
4.1 Recombinaisons électrons/trous ou recombinaison inter-bandes	22
4.2 Génération de photons par porteurs chauds	24
5 Électroluminescence en fonctionnement statique	25

5.1	Jonction <i>pn</i>	25
5.2	Transistor bipolaire	26
5.3	MOSFET	26
5.3.1	Emission en saturation	26
5.3.2	Fuite à l'oxyde de grille	27
5.4	Thyristor parasite ou latch-up	28
5.5	Considérations spectrales	29
5.6	Cas des VLSI fortement submicroniques	30
5.6.1	Impact de l'analyse par face arrière	30
5.6.2	Impact spectral	31
6	Conclusion	32
2	Émission de lumière dynamique	33
1	Introduction	34
2	Émission dans les circuits logiques CMOS en dynamique	35
2.1	Rappel du principe de fonctionnement d'une structure CMOS simple : l'inverseur	35
2.2	Émission dans l'inverseur CMOS non chargé	37
2.3	Cas de l'inverseur chargé	38
3	Instrumentation	40
3.1	Vue générale du système d'acquisition	40
3.1.1	Référencement temporel des photons	40
3.1.2	Détecteurs pour comptage de photons	41
3.2	Présentation détaillée des galettes à micro-canaux	43
3.3	Introduction aux données TRI	45
3.3.1	Données brutes	45
3.3.2	Information spatiale	46

3.3.3	Information temporelle	47
4	Problématiques de l'émission dynamique	49
4.1	Bruit	49
4.1.1	Origines du bruit	49
4.1.2	Rapport signal sur bruit	51
4.1.3	Discussion autour des potentielles fluctuations du niveau de bruit	52
4.2	Résolution	54
4.2.1	Système optique limité par la diffraction	54
4.2.2	Influence de l'imageur	56
4.3	Cas de l'incertitude liée au repliement et à la gigue.	58
4.4	Discussion sur la complexité des données	58
5	Conclusion	59
3	Traitement post-acquisition en TRI	61
1	Introduction	62
2	Réflexion autour des stratégies de traitement	62
3	Discrimination signal-bruit	67
3.1	Filtrage Temporel : Positive Photon Discrimination	67
3.2	Filtrage spatial : identification automatisée des nœuds d'émission	68
3.2.1	Traitements d'images usuels	69
3.2.2	Seuillage d'image à partir d'estimation de distribution	69
3.2.3	Seuillage d'image couplé à un filtrage géométrique	69
3.2.4	Identification des nœuds à partir du layout	70
3.2.5	Identification des transistors actifs avec précision sub- résolution : Ajustement CAD/PSF	71
3.3	Filtrage 3D : Spatio-Temporal Photon Correlation	72

4	Extraction d'information	75
4.1	Pattern matching	75
4.2	Propagation de signal par détection synchrone	77
5	Acquisition modifiée pour le traitement post-acquisition	80
5.1	Maîtrise de la stimulation électrique pour amélioration de résolution optique	80
5.2	Acquisition comprimée pour amélioration du rapport signal sur bruit	82
6	Discussion autour de l'état de l'art	83
7	Conclusion	84
4	Identification des nœuds par seuillage itératif	85
1	Introduction	86
2	Processus de seuillage itératif	87
2.1	Analyse des images TRI	87
2.2	Stratégies de seuillage	88
2.3	Processus du seuillage itératif	89
2.4	Traitements d'images complémentaires	92
2.4.1	Morphologie mathématique	92
2.4.2	Détection de contours	93
2.4.3	Reconstruction par morphologie mathématique et labelli- sation	93
2.4.4	Suppression des couronnes périphériques	94
2.5	Exemple d'application	96
3	Etude comparatives d'algorithmes de seuillages	98
3.1	Description des algorithmes de seuillage utilisés	99
3.1.1	Forme de l'histogramme : Choix du seuil par différence d'enveloppe convexe	99

3.1.2	Classification non supervisée : Maximisation de la variance inter-classe	100
3.1.3	Entropie : Maximisation <i>a posteriori</i>	101
3.1.4	Préservation d'attribut : Conservation des moments statistiques	101
3.1.5	Spatiale : Ensembles aléatoires	102
3.1.6	Locale : Caractérisation du contraste	103
3.2	Processus d'évaluation	104
3.2.1	Description générale	104
3.2.2	Précisions sur la création d'images de synthèses	104
3.2.3	Métrique d'évaluation	106
3.3	Présentation et analyse des résultats	108
4	Perspectives	111
4.1	Complémentarité approche locale et globale	111
4.2	Classification par attributs fréquentiels des résultats de seuillage itératif	113
5	Conclusion	115

5 Synthèse spatiale d'informations temporelles 117

1	Introduction	118
2	Problématiques de la cartographie fréquentielle	119
2.1	Méthodes d'analyse spectrale usuelles	120
2.2	Limites des approches usuelles	121
2.2.1	Limites de la recherche de maximum dans le domaine de Fourier	121
2.2.2	Cas de l'autocorrélation	122
2.2.3	Intervalle inter-pics	123

3	Estimation dans le contexte de fréquences connues	124
4	Cas de l'absence totale d'information	126
4.1	Rappel sur les ondelettes	126
4.2	Description du processus de traitement	129
5	Analyse d'acquisitions par cartographie séquentielle	131
5.1	Protocole de détermination automatique de la fréquence	131
5.2	Présentation du cas d'étude	132
5.3	Identification des sources	132
5.4	Résultats d'estimation de fréquences	134
5.4.1	Acquisition A	134
5.4.2	Acquisition B	136
5.5	Comparaison de base de données	139
6	Perspectives	140
6.1	Réduction de dimension et classification des spectres	140
6.2	Analyse par pixel	143
7	Conclusion	146
6	Statistique exploratoire en émission de lumière	149
1	Introduction	150
2	Choix d'un algorithmes de classification en TRI	152
2.1	Généralités sur la classification	152
2.2	Comparatif des types de méthodes	153
2.2.1	Présentation des classes d'algorithmes	153
2.2.2	Réflexion par rapport aux données TRI	154
3	Density Based Clustering for Applications with Noise - DBSCAN	155
3.1	Définitions	157

3.2	Fonctionnement de l'algorithme DBSCAN	158
3.3	Variantes de DBSCAN et autres algorithmes de classification par densité	160
4	Application en TRI et étude de classes pour l'analyse de VLSI	161
4.1	Description du processus	162
4.2	Cas d'études et isolation des groupes de photons liés au défaut . . .	164
4.2.1	Cas à haute densité de signal	165
4.2.2	Cas à faible densité de signal	173
4.3	Discussion	177
4.3.1	Étape de préclassement adaptatif	177
4.3.2	Préclassement adaptatif et densité de bruit variable	180
4.3.3	Choix des paramètres	181
5	Appariement de classes pour l'analyse logique de VLSI en TRI	183
5.1	Définition du problème	183
5.2	Description du processus d'appariement	184
5.3	Application à l'analyse de circuits	187
5.3.1	Présentation	187
5.3.2	Résultats d'applications	189
5.3.3	Discussion	194
6	Conclusion	195
	Conclusion et perspectives	199
	Production scientifique	205
	Bibliographie	207
	Table des figures	219

Liste des tables	225
A Algorithme de seuillage itératif	227

INTRODUCTION

Les circuits microélectroniques à très haute intégration (VLSI - Very Large Scale Integration et ULSI - Ultra Large Scale Integration) occupent un rôle central dans le monde moderne. Les véhicules spatiaux comme les satellites ou sondes, ainsi que les instruments qu'ils embarquent, ne font pas exception à cet état de fait. Le coût de tels systèmes est complexe à chiffrer puisqu'en plus d'inclure le développement du véhicule, il faut également prendre en considération les éléments périphériques tels que le lanceur et les infrastructures au sol. À terme, le bilan financier est extrêmement élevé. Une panne, suivant son niveau de criticité, peut s'avérer désastreuse pour le bon fonctionnement de l'engin et compromettre sa mission. La fiabilité des composants électroniques est donc un enjeu majeur dans ce type d'application.

La qualification d'un composant pour une application spatiale implique son utilisation pour une, voir quelques, dizaine(s) d'années. L'objectif est d'utiliser un composant dont les capacités sont éprouvées dans un environnement tel que l'espace, afin de minimiser le risque de défaillance. D'un autre côté, l'industrie microélectronique est en perpétuelle évolution technologique. Il s'agit de répondre à une demande toujours accrue en intégration de transistors par unité de surface pour améliorer les ressources fonctionnelles du circuit. Il existe donc un certain décalage entre les technologies proposées pour des applications grand public et celles utilisées dans le spatial. Néanmoins, les missions spatiales requièrent toujours une plus grande charge utile tout en minimisant son impact sur la masse ou le volume de l'engin. Il y a donc une intégration progressive de composants de technologies avancées dans des applications spatiales.

Les VLSI de technologies fortement submicroniques, c'est à dire constitués de transistors MOS (Metal/Oxide/Semi-Conducteur) dont la largeur de grille est inférieure à la centaine de nanomètres, présentent une architecture complexe. L'augmentation des nombres de transistors et de couches de matériaux n'en est qu'un exemple parmi d'autres. La puce sur laquelle est gravé le circuit possède généralement une surface allant de quelques millimètres carrés à plusieurs centaines de millimètres carrés. Au vu des dimensions de

celle-ci et des éléments qui la constituent, dans le cas où un circuit s'avère défaillant, il apparaît que l'étape de la localisation du défaut peut être la plus compliquée du processus d'analyse de défaillance.

L'émission de lumière dynamique est une des techniques de localisation et de caractérisation de défaut adaptées à ces technologies. Elle est fondée sur l'exploitation des photons émis lors d'une commutation d'une structure CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor). De part son principe physique, le signal optique généré par ce phénomène est variable en temps et en espace, car lié au signal électrique transitant dans la structure. Il permet donc de déduire l'activité électrique d'une portion du circuit, celle-ci étant définie par la zone d'acquisition.

Les progrès d'intégration entraînent un plus grand nombre de structures CMOS au sein de la région d'acquisition. De même, une bonne couverture des fonctionnalités offertes par le circuit requiert des séquences de test plus longues et complexes. Ces deux phénomènes engendrent un plus grand volume de données à investiguer : il y a une multiplication du nombre de nœuds (ensemble de structures CMOS) à étudier et les signaux associés à chacun d'eux sont plus longs et complexes. A ces problématiques viennent s'ajouter des verrous physiques et technologiques tels que la limite de résolution optique ou de faibles rapports signal sur bruit. Ces derniers éléments augmentent l'incertitude sur l'observation.

Depuis les premiers développements de l'émission de lumière dynamique, l'effort a été porté sur une amélioration de l'instrumentation. Si celui-ci a permis de diminuer l'impact des facteurs sus-mentionnés sur la qualité des acquisitions, la question de la quantité et de la complexité des observations n'en reste pas moins toujours présente. Il est alors légitime de se demander si des traitements post-acquisitions des signaux optiques générés par émission de lumière dynamique constituent une réponse pertinente à ces différentes problématiques. La réponse à cette interrogation est essentielle afin de pouvoir améliorer et faciliter les diagnostics formulés à partir de cette technique sur ces circuits de technologies avancées.

Les travaux présentés dans ce manuscrit de thèse visent à adresser ces problématiques. Ils résultent d'une collaboration scientifique, technique et financière entre le CNES (Centre National d'Études Spatiales), le Le2i UMR CNRS 6306 (Laboratoire électronique, informatique et image, sous tutelle de l'Université de Bourgogne) et le conseil régional de

Bourgogne. L'objectif est d'étudier, développer et proposer des solutions basées sur les outils du traitement du signal applicables à l'émission de lumière dynamique, en vue d'extraire des informations pertinentes pour l'expert en analyse de défaillances des circuits intégrés.

Cette tâche requiert une double compétence. En effet, il s'agit à la fois d'avoir une bonne compréhension du domaine d'application, et plus particulièrement de la technique de l'émission de photons dynamique, pour définir des solutions adaptées, mais également d'avoir une vue globale du traitement du signal. Cette nécessité d'appréhension du contexte applicatif s'est traduit par la réalisation d'acquisitions sur des circuits de natures différentes à l'aide du système TriPHEMOS disponible au CNES. Celles-ci ont été nécessaires pour l'application et la validation des traitements proposés au cours de ces recherches.

Dans ce mémoire, nous pouvons distinguer deux parties :

- La première, des chapitres 1 à 3, s'attache à introduire le lecteur au contexte d'étude et lui présenter les solutions rencontrées dans la littérature.
- La seconde, des chapitres 4 à 6, présente les études des différentes solutions développées pendant ces recherches.

Le premier chapitre a pour ambition de situer l'émission de lumière dynamique dans le processus d'analyse des circuits intégrés. La localisation de défaut est une des étapes de ce processus et il existe un certain nombre d'outils complémentaires à celle-ci. Les principes physiques sur lesquels reposent l'émission de photons dans le silicium, matériau de base de l'électronique moderne, sont aussi présentés. Nous verrons de plus qu'il existe une certaine variété de sources d'émission parmi les structures à base de silicium. Cette étude est justifiée par la nature mixte des circuits rencontrés à l'heure actuelle.

Le second chapitre est dédié à l'émission de lumière dynamique et à son instrumentation. Les principes physiques étant présentés dans le chapitre précédent, l'origine de l'émission sur la commutation d'une structure CMOS, fondement de cette technique d'analyse des VLSI, peut être détaillée. Nous présentons ensuite les différents systèmes d'acquisition fréquemment rencontrés, dont celui utilisé pour l'intégralité des travaux rapportés dans ce manuscrit. Une connaissance de l'instrumentation, et plus particulièrement des capteurs utilisés, permet d'explicitier les différents verrous physiques et technologiques rencontrés en émission de lumière dynamique.

Le troisième chapitre propose une étude bibliographique des solutions rencontrées dans la littérature scientifique et technique pour l'analyse des signaux acquis en émission de lumière. A partir de cette étude et d'une réflexion autour des différentes stratégies de traitement possibles, nous définissons les approches sur lesquelles les études des chapitres suivants sont fondées. Ainsi ce sont deux approches distinctes qui sont développées.

La première repose sur un traitement séquentiel basé sur des projections des données. Plus précisément, il s'agit d'un traitement d'abord purement spatial avant de procéder à un traitement temporel. La seconde approche vise à utiliser des outils de statistique exploratoire pour identifier directement dans un espace 3D les groupes de photons potentiellement liés au défaut. Il est important de souligner que ces deux approches ne doivent pas être placées en concurrence. La première vise à réaliser une synthèse spatiale d'un paramètre évoluant en fonction du temps, à partir de l'information lumineuse. La seconde cherche à estimer où et quand le composant a présenté un comportement singulier en émission de lumière.

Le quatrième chapitre présente l'analyse spatiale des données acquises en émission de lumière dynamique. L'objectif est d'arriver à identifier l'intégralité des sources de photons, malgré leur nombre ou différence d'intensité. L'approche proposée se base sur un seuillage appliqué de façon itérative. Ce chapitre incorpore aussi une étude comparative de différents algorithmes réalisée dans l'optique de trouver une méthode de définition automatique du seuil adaptée à cette application.

Le cinquième chapitre aborde la problématique de l'extraction d'un paramètre qui est fonction du temps pour en établir la cartographie. L'étude se concentre sur la détermination automatique de la fréquence du signal optique associé à chacune des sources identifiées par l'analyse spatiale. Plusieurs méthodes sont proposées et sont à considérer en fonction du contexte d'application et de la quantité de connaissances *a priori*.

Le sixième chapitre se focalise sur l'approche de statistique exploratoire appliquée à la représentation tri-dimensionnelle des données de l'émission de lumière dynamique. La classification non supervisée y joue un rôle central pour identifier les groupes de photons correspondant à la commutation d'un nœud. Une fois cette tâche accomplie, il est possible d'arriver à identifier les nœuds et instants où le composant présente un comportement anormal, soit par analyse des propriétés de dispersion des groupes ou classes,

soit par comparaison de bases de données.

A la fin de ce manuscrit, une synthèse et un bilan de l'ensemble des développements réalisés dans le cadre de cette thèse sont disponibles dans un chapitre de conclusion. Quelques perspectives, fruits des observations formulées au court de ces études, terminent ce mémoire.

ÉLECTROLUMINESCENCE POUR L'ANALYSE DE VLSI

Sommaire

1	Introduction	8
2	Analyse de défaillances et localisation de défauts	10
2.1	Description du processus général	10
2.2	Terminologie du test électrique	11
2.3	La localisation/caractérisation de défauts sans contact	12
3	Précisions sur les techniques optiques	14
3.1	L'analyse par face-arrière	14
3.2	Microscopie infrarouge	17
3.3	Les techniques laser	18
3.3.1	Mode pompe	19
3.3.2	Mode sonde	19
3.4	Émission de photons	21
4	Mécanismes de photon-émission dans le silicium	22
4.1	Recombinaisons électrons/trous ou recombinaison inter-bandes	22
4.2	Génération de photons par porteurs chauds	24
5	Électroluminescence en fonctionnement statique	25
5.1	Jonction <i>pn</i>	25
5.2	Transistor bipolaire	26
5.3	MOSFET	26
5.3.1	Emission en saturation	26
5.3.2	Fuite à l'oxyde de grille	27

5.4	Thyristor parasite ou latch-up	28
5.5	Considérations spectrales	29
5.6	Cas des VLSI fortement submicroniques	30
5.6.1	Impact de l'analyse par face arrière	30
5.6.2	Impact spectral	31
6	Conclusion	32

1/ INTRODUCTION

L'industrie du semi-conducteur s'est bâtie autour de l'objectif d'une intégration toujours plus importante. La réduction des dimensions des transistors MOSFET (Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor), briques élémentaires de l'électronique numérique moderne, a donné lieu à une évolution de l'architecture des composants, aussi bien au niveau nanométrique que macroscopique. Ainsi, à l'échelle du transistor, une couche d'oxyde de silicium a été insérée entre les caissons et le puits (SOI - Silicon on Insulator), l'isolant de grille classique a été remplacé par des matériaux à forte constante diélectrique et on trouve des matériaux à faible constante diélectrique au niveau des interconnexions [1, 2, 3]. A l'heure actuelle, plusieurs composants ULSI (Ultra-Large Scale Integration) à base de transistors FinFET (Fin-Shaped Field Effect Transistor) [4] sont disponibles pour des applications grand public. L'intégration n'est plus seulement plane mais aussi tri-dimensionnelle. Au niveau du conditionnement de la puce au sein du boîtier, l'introduction sur le marché de package dit flip-chip ou C4 a constitué une certaine révolution, notamment dans le monde de l'analyse des circuits intégrés (CI), puisque la puce est retournée par rapport au boîtier, ce qui n'était pas le cas précédemment. La technologie dite "stacked-die", où plusieurs puces sont superposées afin de gagner en performance et encombrement, représente aussi un type de composant qui nécessite une approche différente de celles mises en œuvre sur des composants à une seule puce.

Ces quelques exemples illustrent la diversité des technologies que peut rencontrer un laboratoire d'analyse de défaillance. En contrepartie des gains de performance, les circuits intégrés se sont donc énormément complexifiés. Cela n'est pas sans conséquence pour l'expert en analyse de fiabilité :

- Le nombre de transistors par unité de surface est plus élevé. Il y a donc un plus grand

nombre de candidats aux défauts sur un circuit de technologie avancée que sur un circuit moins évolué.

- Le nombre de couches est plus élevé. Encore une fois, cela implique un plus grand nombre de candidats à la défaillance.
- Les dimensions des éléments sont plus faibles. En conséquence, un défaut de très petites dimensions a plus de chances d'être critique pour le fonctionnement du circuit.
- L'introduction de nouveaux matériaux, aux propriétés moins connues, amène de nouveaux modes de défaillances.
- Le développement de packages comme le flip-chip a rendu impossible l'analyse par face avant et a nécessité des méthodes d'analyse par face arrière.

Afin d'assurer une capacité d'analyse de ces circuits à forte intégration, soit pour localiser et caractériser des défauts, soit pour étudier le fonctionnement interne [5], chercheurs et ingénieurs ne cessent de mettre au point de nouveaux outils. C'est dans ce contexte qu'ont été développées des techniques pour la localisation de défauts telles que l'émission de lumière dynamique, principal sujet de ce manuscrit.

L'objectif de ce chapitre est de donner des éléments permettant de comprendre l'analyse de circuits intégrés par émission de lumière dynamique. Nous commencerons par la situer dans le processus général d'analyse de défaillance et ainsi donner quelques terminologies propres à ce domaine. Une attention particulière sera portée aux techniques optiques proche infrarouge. Une fois ces éléments présentés, nous rentrerons plus précisément dans les phénomènes physiques responsables de l'émission de photons dans le silicium. Nous verrons aussi différentes structures à base de silicium susceptibles d'émettre de la lumière dans un CI. L'intégration croissante amène la possibilité de rencontrer différentes structures dans une zone d'acquisition en émission de lumière dynamique. Bien que dans la majeure partie du manuscrit, toute l'attention sera portée sur des transistors MOSFET en technologie classique (sur "*bulk*"), les autres structures responsables d'émission seront ainsi présentées. Ce chapitre se terminera sur quelques éléments relatifs à l'électroluminescence dans le cas de circuits fortement submicro-niques.

2/ ANALYSE DE DÉFAILLANCES ET LOCALISATION DE DÉFAUTS

2.1/ DESCRIPTION DU PROCESSUS GÉNÉRAL

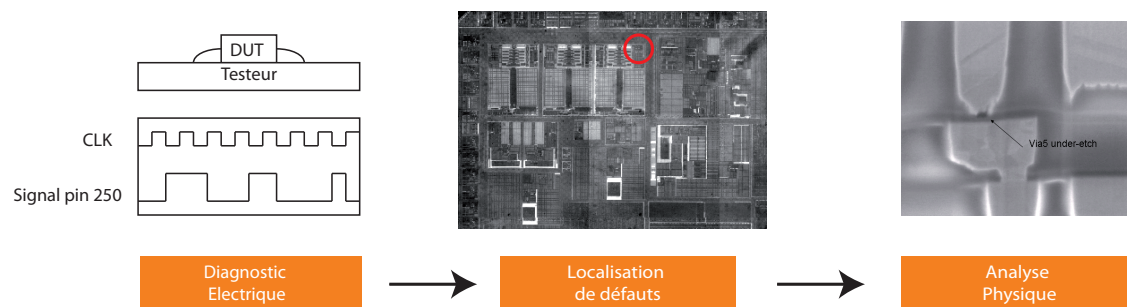


FIGURE 1.1 – Processus global d'analyse de défaillances des circuits intégrés. L'image d'illustration de l'analyse physique est extraite de [6].

De façon simplifiée, le processus d'analyse de défaillances comporte trois étapes :

- Le diagnostic (ou test) électrique. On étudie la réponse du circuit face à différents stimuli électriques. Un intérêt particulier est apporté aux signaux et conditions faisant entrer le composant en défaillance. La réponse du circuit est comparée à une spécification théorique.
- La localisation/caractérisation de défauts. L'objectif est de définir une zone candidate où réaliser l'analyse physique. Celle-ci doit être la plus petite possible. Par caractérisation est entendue la manifestation du défaut. Autrement dit, il s'agit de son impact local sur . Cela peut, par exemple, se traduire par champ électrique localement excessif ou alors un retard dans la propagation d'un signal.
- L'analyse physique. On vient inspecter la zone définie lors de la localisation de défauts avec un outil de très grande précision, comme un microscope électronique à balayage (MEB) ou à force atomique (AFM).

La FIGURE 1.1 présente une illustration du processus. Ce schéma n'est fourni qu'à titre indicatif et ne résulte d'aucune analyse réelle. Celui-ci apparaît comme séquentiel et chaque étape conditionne la suivante. Ainsi, la réponse du test électrique va conditionner le choix de la technique à utiliser pour la localisation de défaut et celle-ci va permettre de déduire où inspecter plus précisément (échelle de l'ordre du micromètre ou de la dizaine de nanomètre suivant la technologie). Comme l'objectif de la localisation de défauts est de délimiter une zone d'intérêt pour trouver un défaut de très faibles dimensions sur une

puce dont la largeur et la longueur sont de l'ordre du centimètre, il apparaît clairement que cette tâche peut être la plus difficile du processus. Le choix de l'outil approprié est primordial et une bonne compréhension des interactions mises en jeu suivant l'outil est nécessaire.

Avant de présenter plus précisément les outils de la localisation/caractérisation de défauts, nous allons préciser quelques termes liés au test électrique. Étant donné l'emploi intensif de termes anglo-saxons par la communauté, seront donnés à chaque emploi, une traduction la plus précise possible et le terme correspondant en anglais. L'analyse physique n'est pas détaillée dans ce manuscrit pour éviter des informations non nécessaires à la compréhension du contexte d'utilisation de l'émission de lumière dynamique.

2.2/ TERMINOLOGIE DU TEST ÉLECTRIQUE

L'objectif du test électrique est de vérifier si le circuit sous test remplit l'intégralité des fonctions qui lui sont demandées. Si c'est le cas, le composant est déclaré fonctionnel (*pass*), sinon il y a défaillance (*fail*). La séquence de test peut être exhaustive, auquel cas toutes les fonctions du circuit sont testées, ou n'offrir qu'une couverture partielle et se limiter à l'application pour laquelle le composant est prévu. Avec un nombre de pattes et de fonctions embarquées toujours plus important, le test électrique de l'intégralité d'un circuit intégré requiert des équipements automatisés de plus en plus sophistiqués.

Deux modes de test principaux se distinguent :

- Le mode *statique*, dans lequel les entrées du composant sont figées à des niveaux de tensions fixes au cours du temps.
- Le mode dit *dynamique* : les entrées ne sont pas forcément constantes.
- Il existe une alternative, le mode dit *pseudo-statique* ou *pseudo-dynamique* où les entrées, hormis les signaux d'horloges, restent constantes au cours du temps.

La variation des conditions de fonctionnement du circuit est un autre point important du test électrique. Ainsi on parlera de *défaut franc* ou *hard defect* si celui-ci entraîne une défaillance du composant de façon indépendante des facteurs de fonctionnement, comme par exemple la fréquence, la température ou les tensions d'alimentation. Si ceux-ci influent sur la réussite au test, on parle alors de *défauts ambigus* ou *soft defect*. L'outil de synthèse pour les défauts ambigus est le diagramme de Shmoo dont un exemple est

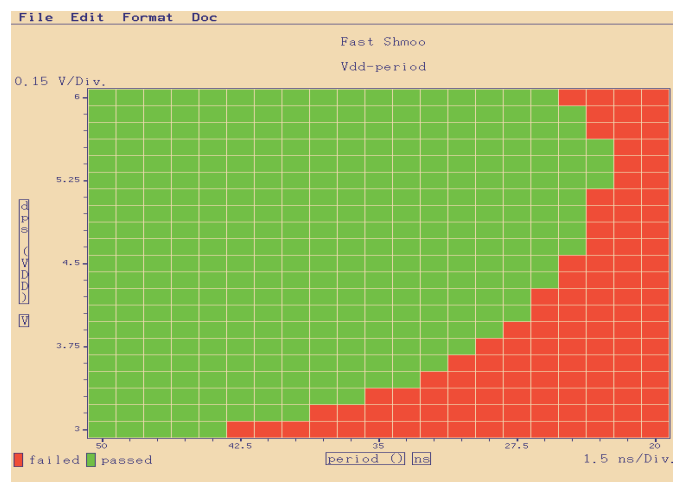


FIGURE 1.2 – Exemple de diagramme de Shmoo où l'effet des variations de tensions d'alimentation et de périodes du signal est étudié [7].

disponible en FIGURE 1.2. Sur ce type de diagramme, deux paramètres varient, ici la tension d'alimentation V_{dd} et la période du signal d'horloge. Les couples $(V_{dd}, \text{période})$ pour lesquels le composant est fonctionnel sont marqués par un carré vert alors qu'un carré rouge indique les valeurs pour lesquelles il y a défaillance. Ces résultats sont à comparer aux spécifications du composant fournies par le fabricant pour statuer s'il y a réellement un problème et évaluer la nécessité de réaliser des investigations plus poussées.

En termes de paramètres étudiés lors du test électrique, ce ne sont pas seulement les états logiques des sorties qui sont analysés mais aussi les instants et durées de transition, temps de propagation, les possibles court-circuits entre les entrées/sorties, les consommations de courant au repos (I_{DDQ}) etc [8]. Une fois ces résultats établis, l'analyste possède déjà certaines connaissances sur la manifestation du défaut et peut choisir un outil *a priori* adapté pour la localisation.

2.3/ LA LOCALISATION/CARACTÉRISATION DE DÉFAUTS SANS CONTACT

Comme nous l'avons vu précédemment, la localisation est l'étape la plus délicate du processus d'analyse de défaillance. Au fur et à mesure des différentes évolutions des CIs, de nouvelles méthodes ont été développées afin d'assurer une capacité d'analyse en dépit du nombre croissant de couches et de transistors. Il existe aujourd'hui un large éventail d'outils dont le choix est conditionné par les résultats du test électrique. En dresser une liste exhaustive sortirait du cadre de ce manuscrit. Rappelons simplement qu'une

première distinction se fait entre les techniques nécessitant un contact (type sondes mécaniques ou à nanopointe) et celles qui n'en requièrent pas. Les secondes présentent l'avantage d'être plus simples à mettre en œuvre.

Les techniques sans contact peuvent être classées en fonction du mode de détection utilisé :

- **Optique - Proche IR.** Ces techniques sont basées sur l'exploitation des interactions au sein du triplet lumière/champ électrique/semi-conducteur. On trouve principalement deux grandes familles, les méthodes utilisant un faisceau laser dans le proche infra-rouge et celles où l'émission spontanée de photons est étudiée. Étant donné que l'émission de lumière dynamique appartient à cette classe, plus de détails sur cette famille sont donnés dans la sous-section suivante.
- **Magnétique.** Le déplacement de charges électriques induisant un champ magnétique, il est naturel de chercher à observer le chemin emprunté par le courant à l'aide de magnétomètres tels que les capteurs SQUID (Super Quantum Inductive Device) ou magnéto-résistifs. En termes d'applications, il est possible de détecter les courts-circuits au niveau des alimentations, d'analyser des courants de fuite ou encore d'étudier des circuits ouverts (*opens*) fortement résistifs [9]. Les techniques comme la réflectométrie spatiale (Space Domain Reflectometry) [10] appartiennent à cette famille.
- **Thermique.** Une surconsommation de courant est un exemple de conséquence fréquente d'un défaut. Plus l'intensité du courant est élevée, plus la puissance dissipée par effet Joule est importante (on rappelle qu'il y a un lien quadratique entre l'intensité du courant et la puissance dissipée). Il y a alors un accroissement local de la température et la recherche de ces points chauds permet de définir des lieux potentiellement liés au défaut. Si la thermographie infrarouge "classique" constitue un choix évident au premier abord, l'utilisation de cristaux liquides ou plus récemment de fluorophores permet une localisation avec une meilleure résolution spatiale [11, 12]. A l'heure actuelle, les meilleures résolutions thermiques sont atteintes par thermographie à détection synchrone (*Lock-in thermography*) [13]. Cette technique présente aussi l'avantage de permettre une acquisition d'images du circuit (image de *pattern*), chose impossible lorsqu'il y a ajout de matériaux thermo-sensibles comme les cristaux liquides sur la surface de la puce.
- **Faisceau d'électrons.** Le principe du microscope électronique à balayage (MEB ou

SEM - *Scanning Electron Microscope*) est d'utiliser une sonde constituée d'électrons afin de balayer un échantillon et d'imager les variations du spectre d'émission des électrons dits secondaires générés par la sonde. Une variation dynamique du potentiel électrique va influencer sur l'intensité moyenne de ce signal et par conséquent, cette sonde électronique devient un vecteur capable de transporter l'information du potentiel électrique en fonction du temps. On retiendra deux modes principaux d'utilisation. Le premier est le mode image, où une cartographie spatiale du potentiel électrique est réalisée, c'est l'imagerie à contraste de potentiel (*Voltage Contrast Imaging*). Le second est le mode sonde, l'acquisition est faite en un nœud du circuit, de la même façon qu'une sonde mécanique d'oscilloscope le fait à l'échelle macroscopique. On parle alors de sonde à faisceau d'électrons (*e-beam probing/testing*) [14].

Cette richesse d'outils d'analyse est la conséquence de la variété des phénomènes physiques par lesquels peuvent se manifester les défauts, mais aussi de la diversité des circuits que peut être amené à analyser un laboratoire. Ainsi, par exemple, les techniques de sondage (*probing*) par faisceau d'électrons requièrent un accès aux couches de métallisation, opération délicate et complexe sur les circuits modernes où leur nombre est élevé (de l'ordre de la dizaine). Cet outil n'est donc pas forcément adapté à ces composants. La résolution spatiale est un autre exemple de critère de choix important. Par exemple, basée sur l'utilisation de signaux radiofréquences (grandes longueurs d'onde), la réflectométrie spatiale ne permet pas d'obtenir la même résolution que la thermographie par fluorescence. En définitive, il est courant de ne pas se restreindre à un seul outil et de confirmer un diagnostic à l'aide d'analyses complémentaires.

3/ PRÉCISIONS SUR LES TECHNIQUES OPTIQUES

3.1/ L'ANALYSE PAR FACE-ARRIÈRE

La multiplication du nombre de couches de métallisation a rendu délicate l'analyse par méthodes optiques par face avant : les lignes de métal cachent le silicium. Par face avant, est entendu le côté de la tranche de silicium où se situent les puits et jonctions entre métallisations ou polysilicium et semi-conducteur. La face arrière désigne la face du côté du substrat.

En marge de cette multiplication, les contraintes de dissipation thermique ont entraîné le développement de nouveaux types de conditionnement de la puce au sein du boîtier, comme le package *Flip Chip*. Tous ces éléments ont participé à l'essor de méthodes d'analyse capables d'opérer en face arrière. Une vue en coupe schématisée d'un package flip-chip est disponible en FIGURE 1.3. Par rapport au boîtier, les métallisations sont en bas du composant, afin de faciliter la mise en œuvre de la connexion entre le circuit et les pattes (*pin*) à l'extérieur du boîtier via des billes de soudure (ou autre).

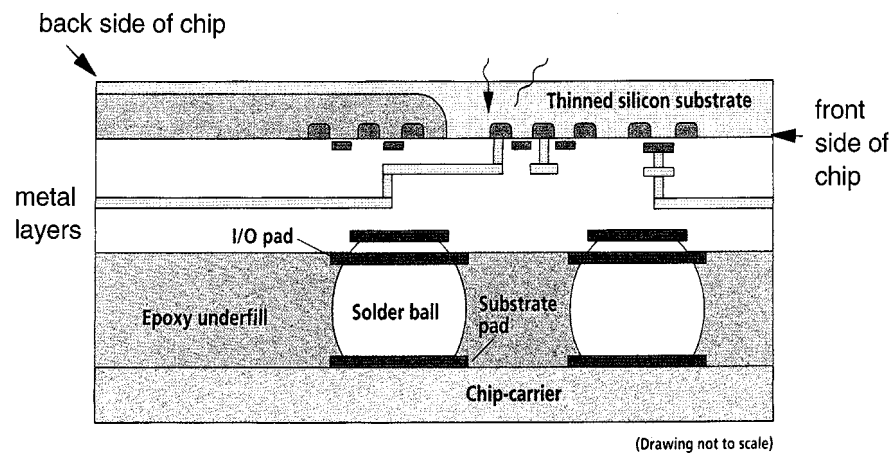


FIGURE 1.3 – Schéma d'une vue en coupe d'un composant Flip-Chip. Image extraite de [15].

Au vue de la FIGURE 1.3, il est évident que l'accès aux différents signaux à l'intérieur du composant par les métallisations devient difficile à mettre en œuvre avec ce type de boîtier. Si l'on souhaite avoir une connaissance de l'activité électrique interne du circuit, il convient d'exploiter des médias qui arrivent à passer au travers du substrat en silicium sur lequel repose l'intégralité des transistors. Les travaux de Soref et Bennett en 1987 ont montré qu'il existe un petit intervalle de longueurs d'onde dans le proche infrarouge pour lequel le silicium dopé est moins absorbant [16]. Leurs résultats ont été reportés en FIGURE 1.4. On note que les auteurs ont choisi de présenter l'absorption en fonction de l'énergie des photons en eV , et non directement en fonction des longueurs d'ondes. On rappelle le lien entre longueur d'onde et énergie :

$$\lambda = \frac{hc}{E}, \quad (1.1)$$

où λ est la longueur d'onde, h la constante de Plank avec $h \approx 6,62 \cdot 10^{-34} J.s$, c la célérité de la lumière dans le vide avec $c \approx 2,99 \cdot 10^8 m.s^{-1}$ et E l'énergie du photon.

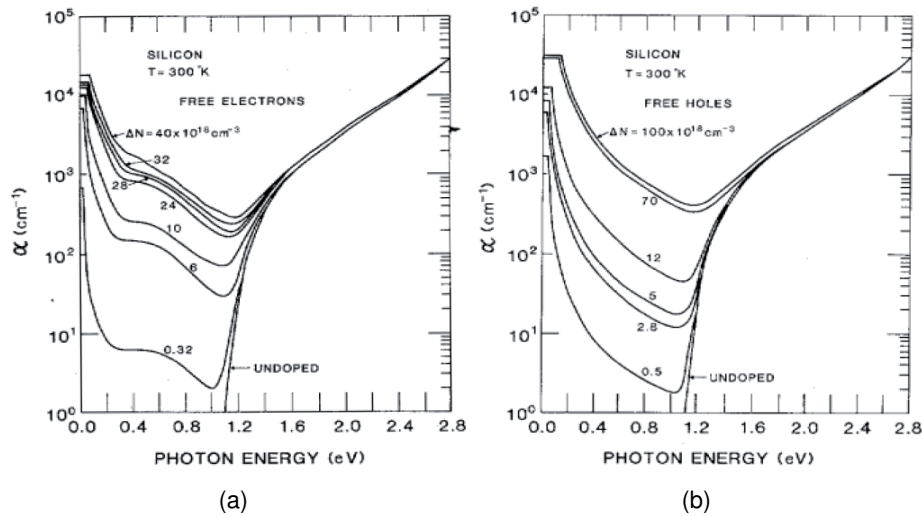


FIGURE 1.4 – Absorption du silicium en fonction de l'énergie des photons pour différents profils de dopage [16]. Cas de type n (a) et de typen (b).

Dans le cas du silicium intrinsèque, aucune énergie n'est absorbée en deçà de 1,12 eV, ce qui correspond à la largeur de la bande interdite ou *gap*. Cette valeur est équivalente à une longueur d'onde de 1109 nm. D'après les figures 1.4 (a) et 1.4 (b), lorsqu'il y a dopage, l'absorption n'est plus nulle au-delà du gap. La nature (p ou n) et l'intensité du dopage influent sur le profil d'absorption mais on observe que pour les deux types, quelle que soit la concentration en porteurs libres, il existe un intervalle situé autour du gap (plus précisément entre 0.9 eV et 1.2 eV, soit des longueurs d'ondes correspondant à 1370 nm et 1033 nm) où l'absorption est minimisée. On note aussi que plus le dopage est important, plus le minimum semble se déplacer vers une plus haute énergie, donc une longueur d'onde plus petite.

En règle générale, le substrat possède un profil de type p avec des concentrations de porteurs inférieures aux cas les plus extrêmes présentés par Soref et Bennett. Il est donc possible pour une onde électromagnétique de longueur d'onde située dans le proche infrarouge (entre 1033 et 1370 nm) de passer au travers du substrat et d'être utilisée pour l'analyse par face arrière.

3.2/ MICROSCOPIE INFRAROUGE

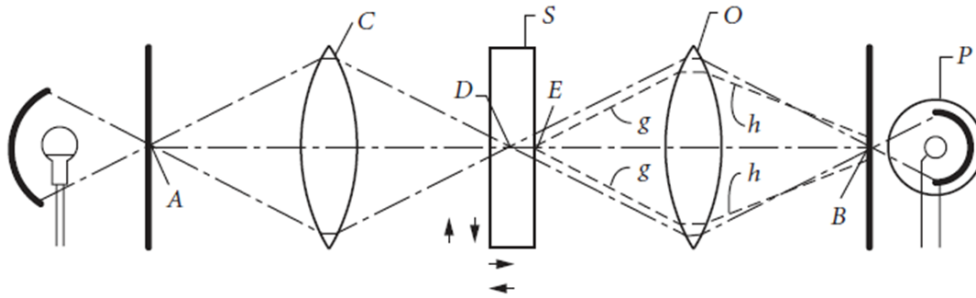


FIGURE 1.5 – Schéma de principe de la microscopie confocale. Extrait de [17].

La transparence du substrat au proche infrarouge amène une première méthode d'inspection évidente : la microscopie infrarouge. Une source lumineuse dont le spectre se situe dans la bande de transparence du silicium vient éclairer l'échantillon. Les rayons lumineux sont réfléchis sur les couches de métallisations et sont intégrés par un imageur sensible à ces longueurs d'ondes, comme par exemple, un capteur CCD InGaAs. L'insertion d'un sténopé dans le plan conjugué de l'objectif et du capteur, associée à une source lumineuse cohérente, améliore à la fois la résolution spatiale et axiale par rapport à la microscopie à champ large.

C'est la microscopie confocale [18, 17]. Un schéma de principe est disponible en FIGURE 1.5. Seuls les rayons lumineux focalisés par rapport à la lentille C peuvent passer au travers du sténopé A pour atteindre le spécimen S, situé dans le plan image de C et le plan focal de l'objectif O. Les rayons g et h, qui ne passent pas par le point focal, ne peuvent pas passer au travers du sténopé B et atteindre le capteur P. Il en résulte une faible profondeur de champ et l'image peut être interprétée comme une section optique. Dans le cas d'utilisation d'un laser comme source lumineuse, celui-ci vient balayer l'échantillon à la manière d'une trame pour le signal vidéo composite. On parle alors de microscopie confocale à balayage laser (MCBL).

Pour illustrer le gain de résolution amené par la MCBL par rapport à l'éclairage classique, deux images de la même scène avec les deux méthodes d'imagerie différentes sont rapportées en FIGURE 1.6. Ces images ont été acquises par face arrière sur un microcontrôleur de technologie 90 nm avec un grossissement de 50x. Outre une résolution plus fine, on observe aussi un meilleur contraste en MCBL. Le champ de vue n'est pas aussi exactement le même pour les deux techniques.

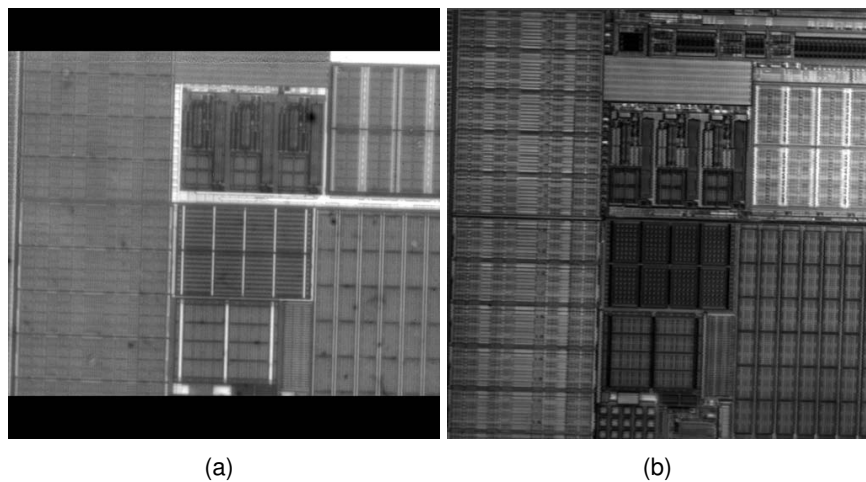


FIGURE 1.6 – Images de la même scène en microscopie infrarouge à champ large (a) et microscopie confocale à balayage laser (b).

L'inspection du composant par microscopie infrarouge pour la localisation de défaut a été rapportée dans [19]. Le changement des propriétés optiques locales suite au défaut est exploité pour mettre ce dernier en évidence. Toutefois, étant donnée la taille des transistors par rapport à celle du circuit complet, et les résolutions permises par ces techniques de microscopie, la recherche de défauts intervenant au sein de celui-ci par simple visualisation n'est pas envisageable sur des technologies avancées. L'inspection IR est généralement utilisée pour mettre en évidence des défauts au niveau packaging (bonding, encapsulation, etc.) [20, 21].

L'approfondissement des connaissances sur les interactions lumière/semi-conducteur/champ électrique a permis de développer des techniques plus efficaces pour la localisation de défauts, toujours en se basant sur l'exploitation d'ondes lumineuses situées dans la bande d'absorption limitée du substrat. Comme mentionné en section 2.3, on distingue deux grandes familles de techniques. D'un côté les techniques qui opèrent à l'aide d'un laser proche IR et de l'autre les techniques où des photons émis sous certaines conditions par le circuit sont acquis.

3.3/ LES TECHNIQUES LASER

Lorsqu'une onde monochromatique traverse plusieurs milieux de natures différentes, trois possibilités peuvent être considérées du point de vue énergétique : réflexion aux in-

interfaces, transmission ou absorption par un des milieux impliqués. En règle générale, il se produit une combinaison des trois. Les techniques laser exploitent ces différents phénomènes.

Tout d'abord, le faisceau laser peut être utilisé pour fournir de l'énergie au circuit, c'est le mode pompe. Dans un autre cadre d'exploitation, on va chercher à être le moins invasif possible en se servant du faisceau laser comme d'un vecteur d'information, à la manière de la sonde électronique pour les techniques par faisceau d'électrons. C'est le mode sonde.

3.3.1/ MODE POMPE

En mode pompe, les candidats aux défauts sont localisés par balayage de la zone suspecte et la mise en évidence d'un nœud anormalement sensible à la stimulation. Cela se traduit par un changement de résultats au test électrique. Le balayage est réalisé de la même façon qu'en MCBL. L'énergie fournie au circuit peut être de forme photo-électrique ou photo-thermique en fonction de la longueur d'onde de travail (typiquement 1064 nm pour l'effet photo-électrique et 1340 nm pour le photo-thermique dans le cas du silicium). Les techniques comme OBIC (Optical Beam Induce Current) [22], OBIRCh (Optical Beam Induced Resistance Change) [23], LIVA (Light Induced Voltage Alteration) [24] sont quelques exemples d'outils d'analyse laser en mode pompe.

3.3.2/ MODE SONDE

Lorsque le champ électrique varie, deux principaux phénomènes physiques vont avoir un impact sur les propriétés optiques du silicium. La présence d'un fort champ électrique modifie la structure de bande du silicium. Des électrons occupent par effet tunnel des niveaux d'énergie normalement situés dans la bande interdite. Des photons avec des énergies inférieures au gap peuvent être absorbés par ces électrons et leur permettre une transition de la bande de valence vers la bande de conduction. C'est l'électro-absorption ou effet Franz-Keldish [25]. Un deuxième phénomène d'interaction laser/semiconducteur est lié à la concentration de porteurs libres (électrons ou trous). Aux bornes d'une jonction pn, un changement de polarisation va induire une injection de porteurs libres. Ceux-ci s'ajoutent à ceux déjà présents en l'absence de polarisation. En conséquence, l'absorp-

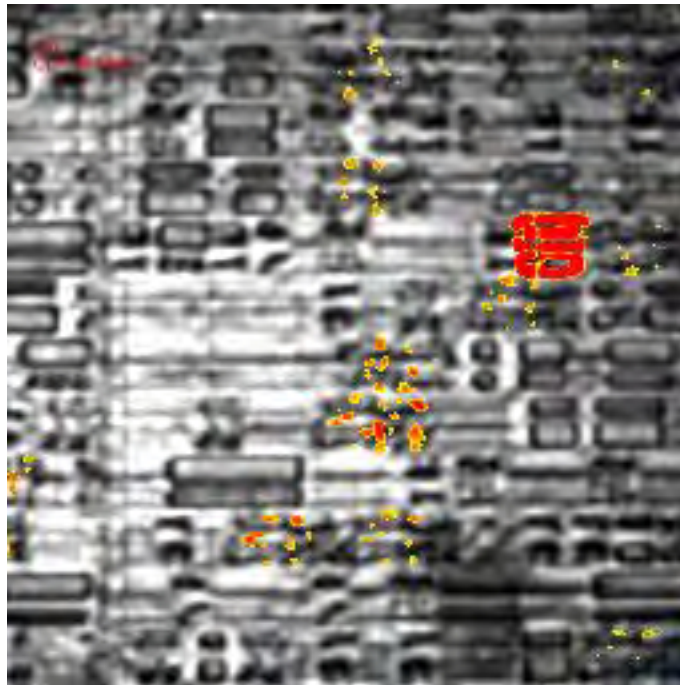


FIGURE 1.7 – Cartographie fréquentielle par sonde laser (EOFM/LVI) [26].

tion d'énergie lumineuse par porteurs libres est plus importante lorsqu'il y a polarisation. Les travaux de Soref et Bennett mentionnés en section 2.1 ont montré que sauf en cas de très faible dopage, l'absorption par porteurs libres est largement majoritaire devant l'électro-absorption [16].

Ces deux phénomènes induisent un changement d'indice d'absorption et de réfraction du silicium lorsque le champ électrique varie. L'onde laser réfléchie va donc être modulée à la fois en amplitude et en phase lorsqu'il y a une activité électrique. L'acquisition de cette onde réfléchie via un détecteur photo-sensible type photo-diode permet de déduire l'activité électrique au nœud considéré, de la même manière qu'une sonde mécanique ou électronique.

Comme en analyse par faisceau d'électrons, il existe une application de type cartographie et une application de type sonde mono-point. Dans cette dernière, des formes d'onde sont extraites. Pour le mode cartographie, on cherche à synthétiser un paramètre de fonctionnement, généralement la fréquence. L'image obtenue en sortie de chaîne d'acquisition est créée à partir de l'intensité d'une composante fréquentielle détectée par analyseur de spectre ou amplificateur à détection synchrone [27, 28]. D'autres types d'informations peuvent être cartographiés, comme la propagation thermique d'un signal sur

une ligne passive [29] ou la phase des signaux à une fréquence donnée [30]. Historiquement, les premières applications mono-point utilisaient une source laser impulsionnelle [31, 32] mais des difficultés de synchronisation pour l'acquisition de longues séquences de test ont démocratisé l'utilisation de lasers continus [33]. La même source est alors utilisée pour la cartographie et la sonde.

La FIGURE 1.7 montre un exemple de cartographie fréquentielle réalisée par sonde laser superposée à une image de pattern. Plus le pixel est rouge, plus l'amplitude de la fréquence mesurée dans le signal observé est importante.

3.4/ ÉMISSION DE PHOTONS

Dans le cas des techniques laser en mode sonde, il a été vu que si elles restent extrêmement attractives de par les possibilités offertes pour l'analyse par face arrière des VLSI/ULSI, la question du caractère invasif de la mesure, même à 1340 nm, reste toujours ouverte. Le pendant des techniques laser, où l'opérateur "fournit" la lumière servant de vecteur d'information, serait une technique où le circuit fournit lui-même un vecteur d'information équivalent, en fonctionnement normal.

Comme nous le verrons de façon détaillée en section 4, il est possible qu'il y ait émission de photons dans le silicium sous certaines conditions, en dépit du fait qu'il s'agisse d'un semiconducteur à gap indirect. Suivant la structure étudiée - par exemple un transistor bipolaire ou un MOSFET, voir la section 5 - et les conditions de stimulation électrique, les interactions physiques mises en jeu peuvent différer.

Du point de vue de la terminologie, il existe une première distinction globale liée au mode d'acquisition. Historiquement, les premières observations d'électroluminescence indiquaient directement la position du défaut en analyse par face avant. Les capteurs utilisés étaient des imageurs CCD opérant dans le visible. Par la suite, une meilleure compréhension des mécanismes de photon émission dans les composants et l'amélioration des capteurs pour le comptage de photons ont permis d'acquérir une information temporelle en plus de l'information spatiale. Dans le cas où seule la donnée spatiale est considérée, on parle d'émission de lumière statique, abrégée EMMI (EMission MIcroscopy) ou PEM (Photon Emission Microscopy). Dans le second cas, la technique est qualifiée de dynamique. Les principales abréviations rencontrées sont PICA (Picose-

cond Imaging Circuit Analysis) ou TRI (Time Resolved Imaging). Il convient de préciser que les acronymes PICA et TRI sont liés aux fabricants de systèmes dédiés à l'analyse en émission de lumière dynamique.

Il faut distinguer les termes statiques/dynamiques avec ceux employés en test électrique puisqu'ils sont liés ici au mode d'acquisition et non nécessairement à la nature de la stimulation. Ainsi, il est possible d'acquérir avec un capteur 2D (donc acquisition statique) une cartographie d'émission sur un composant stimulé électriquement de façon dynamique, tout comme l'inverse est envisageable. Pour le reste de ce manuscrit, l'émission de lumière statique fera référence au mode d'acquisition, purement spatiale, et non à la stimulation. De la même façon, le cas dynamique fera référence à une acquisition en temps résolu, même s'il est évident que l'intérêt de cette technique est d'étudier des régions du circuit dont les signaux électriques varient au cours du temps.

4/ MÉCANISMES DE PHOTON-ÉMISSION DANS LE SILICIUM

Comme mentionné dans le paragraphe 3.4, il est possible qu'il y ait émission de photons dans le silicium (semiconducteur à gap indirect) sous certaines conditions, même si le rendement n'a rien de comparable avec les semiconducteurs habituellement utilisés pour les composants d'optoélectroniques comme l'Indium, le Gallium, etc (matériaux à gap direct).

4.1/ RECOMBINAISONS ÉLECTRONS/TROUS OU RECOMBINAISON INTER-BANDES

Les interactions photons/électrons sont conditionnées par les lois de conservation d'énergies et de quantités de mouvement (choc élastique entre particules) :

$$E_f - E_i = \pm E_{ph}, \quad (1.2)$$

$$\vec{p}_f - \vec{p}_i = \pm \vec{p}_{ph}, \quad (1.3)$$

avec E_x représentant l'énergie de l'électron à l'état x , p est la quantité de mouvements, i et f sont les indices d'états initial et final et ph indique l'état du photon. L'utilisation

du symbole \pm permet de décrire les cas où il y a absorption (signe +) et ceux où il y a émission (signe -) à partir d'une seule équation. Étant donné que la quantité de mouvement et le vecteur d'onde d'une particule sont liés par

$$\vec{p} = \hbar \vec{k}, \quad (1.4)$$

avec \hbar la constante de Planck réduite et \vec{k} le vecteur d'onde de la particule, l'équation 1.3 devient

$$\vec{k}_f - \vec{k}_i = \pm \vec{k}_{ph}. \quad (1.5)$$

Sauf pour un cas bien particulier que nous ne détaillerons pas ici, le vecteur d'onde du photon est toujours négligeable devant celui de l'électron, donc $\vec{k}_f \approx \vec{k}_i$ dans le cadre de l'interaction photon/électron [34], le vecteur d'onde de l'électron n'est pas modifié. En première approximation pour le semi-conducteur, dans l'espace des vecteurs d'onde, les transitions énergétiques d'un électron d'un état de haute énergie vers un état de plus basse énergie se font donc verticalement (même vecteur d'onde) s'il y a émission d'un photon.

Étant donné que le minimum de la bande de conduction du silicium intrinsèque n'est pas situé sur le même vecteur d'onde que le maximum de la bande de conduction, ce matériau entre dans la catégorie des semi-conducteurs à gap indirect. La recombinaison d'un électron du minimum de la bande de conduction avec un trou du maximum de la bande de valence peut se faire de deux manières : soit une transition oblique, soit une transition assistée.

La FIGURE 1.8 présente une vue schématisée de ces deux mécanismes de recombinaisons inter-bandes. Dans le cas d'une transition oblique (cas A, en bleu sur la FIGURE 1.8), la règle de conservation du vecteur d'onde n'est pas satisfaite et cette transition n'est donc pas émissive au premier ordre. Dans le cas d'une transition assistée (cas B, en rouge sur la FIGURE 1.8), le changement de coordonnées est assuré par une tierce particule, typiquement un phonon. Les règles de conservation de l'énergie et de la quantité de mouvement énoncées dans les équations 1.2 et 1.3 se voient donc modifiées pour y intégrer l'état du phonon. La libération d'énergie d'un électron se recombinant avec un trou de la bande de valence peut alors se faire sous la forme d'un photon. Précisons que cette interaction quadripartite (électrons/trous/phonon/photon), du fait du nombre

de particules requises, possède une faible probabilité d'occurrence par rapport à des recombinaisons non-radiatives. Ce mécanisme reste toutefois proportionnel au nombre d'électrons. Dans le cas d'une jonction pn polarisée en direct, les diffusions et recombinaisons entre porteurs majoritaires et minoritaires en excès vont donc favoriser l'émission de photons par ce mécanisme malgré son faible rendement.

4.2/ GÉNÉRATION DE PHOTONS PAR PORTEURS CHAUDS

Dans la section précédente, nous avons parlé de phénomènes impliquant des transitions des porteurs de charges de la bande de conduction vers la bande de valence. Il existe aussi des phénomènes émissifs dits intra-bandes. En présence d'un champ électrique, les porteurs de charge de la bande de conduction sont accélérés et acquièrent une certaine énergie cinétique. Lorsque l'intensité du champ est faible, cette énergie est dissipée par interactions avec le réseau cristallin (thermalisation). Si l'intensité du champ est suffisamment forte pour que ce gain d'énergie cinétique ne puisse être compensé par une dissipation d'énergie par le réseau, les porteurs ne sont plus en équilibre thermodynamique avec celui-ci. On parle alors de porteurs chauds.

Ces porteurs peuvent passer vers un état de plus faible énergie de la bande de conduc-

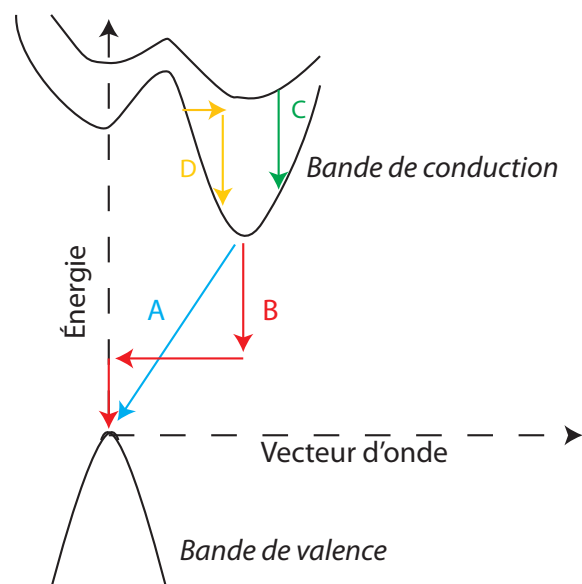


FIGURE 1.8 – Schéma des mécanismes de transitions inter-bandes (A,B) et intra-bandes (C,D) dans le silicium.

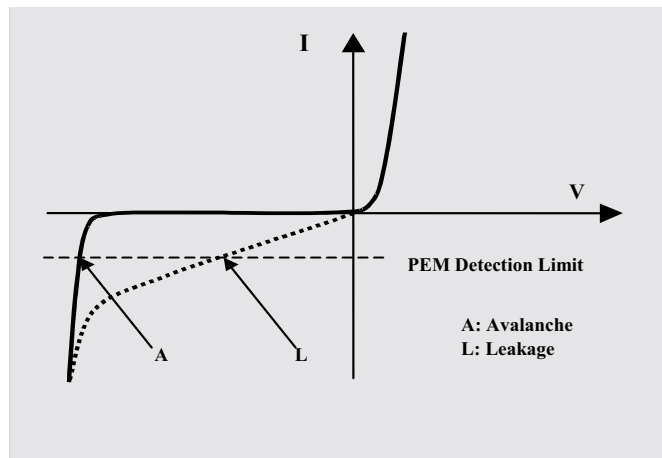


FIGURE 1.9 – Caractéristique d'une jonction pn. Extrait de [38]

tion en libérant de l'énergie sous forme d'un photon. Tout comme le cas inter-bandes, une vue schématisée des transitions intra-bandes est disponible en FIGURE 1.8. De façon similaire aux transitions inter-bandes, les transitions intra-bandes peuvent se faire de façon directe (cas C, en vert sur la FIGURE 1.8) ou assistée (cas D, en jaune sur la FIGURE 1.8). Dans les premières, un électron d'une bande d'énergie supérieure va passer directement à la bande de conduction en gardant le même vecteur d'onde. Dans les secondes, la transition est assurée par interaction avec un phonon ou bien avec les impuretés du réseau (par effet Bremsstrahlung) ou encore avec les défauts de celui-ci. Précisons que le mécanisme prédominant pour la transition assistée reste sujet à controverse [35, 36, 37] et qu'il n'existe pas de réel consensus à ce propos.

5/ ÉLECTROLUMINESCENCE EN FONCTIONNEMENT STATIQUE

5.1/ JONCTION *pn*

La caractéristique courant/tension d'une jonction pn (diode) disponible en FIGURE 1.9 permet de comprendre quel mécanisme d'électroluminescence sera favorisé suivant la polarisation. Dans le cas de la polarisation inverse, le champ électrique est suffisamment fort pour générer des porteurs chauds. Il faut néanmoins qu'il y ait déplacement des porteurs de charge, donc existence d'un courant. Le claquage de la jonction par effet avalanche génère un courant. Cet effet est normalement évité puisqu'il s'agit d'un phénomène potentiellement destructif pour la jonction. Si la diode n'est pas parfaite, il

existe un courant de fuite pour des valeurs de tensions supérieures à la tension de claquage (plus proche de 0 V). La photon émission par porteurs chauds devient donc un indicateur des courants de fuite. Ce phénomène peut alors être exploité pour la localisation de défaut.

Inversement, dans le cas d'une jonction polarisée en direct, le champ électrique est relativement faible et donc peu propice à la génération de porteurs chauds. L'injection de porteurs minoritaires favorise les recombinaisons et les mécanismes inter-bandes sont donc prédominants [38].

5.2/ TRANSISTOR BIPOLAIRE

Dans le cas d'un fonctionnement ohmique, la jonction base-émetteur est une diode polarisée en direct alors que la jonction base-collecteur est une diode polarisée en inverse. Lorsque le transistor est en saturation, les deux jonctions sont des diodes polarisées en directe. En se basant sur l'étude de la diode dans le paragraphe précédent, on peut déduire que l'émission par porteurs chauds dominera en fonctionnement linéaire, sachant qu'elle possède un rendement plus élevé que l'émission par recombinaisons, qui elle dominera en saturation. L'émission suit le profil de répartition des porteurs de charge, il est donc attendu qu'elle soit beaucoup plus localisée en mode ohmique qu'en mode saturé.

Dès qu'il y a polarisation, le transistor bipolaire émet. Du fait de cette activité lumineuse constante, ces composants seront délicats à étudier par émission de lumière dans le cadre d'un fonctionnement et d'une acquisition dynamiques. Un des avantages des transistors bipolaires par rapport aux "simples" diodes est qu'il s'agit d'interrupteurs commandés en courant, ce qui implique qu'une augmentation du courant de la base entraînera une émission plus intense, donc plus facilement détectable, sans pour autant déclencher un effet avalanche avec un risque d'endommagement du composant.

5.3/ MOSFET

5.3.1/ EMISSION EN SATURATION

On rappelle en FIGURE 1.10 le principe de la saturation dans le MOSFET et les caractéristiques garantissant cette condition. Lorsque le transistor est en régime de satura-

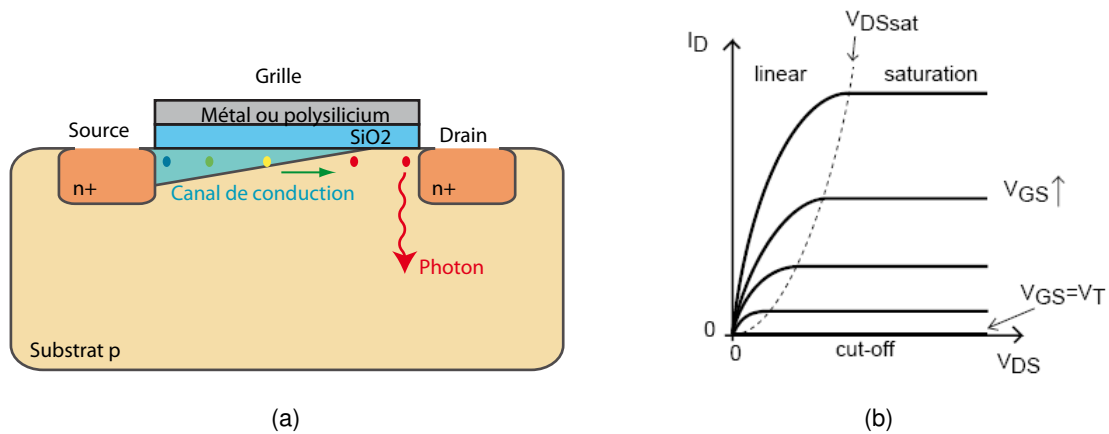


FIGURE 1.10 – Schéma d'un transistor MOS en saturation (a) et caractéristique du courant en fonction de la tension drain-source (b).

tion, les porteurs de charge du canal de conduction sont propulsés au travers de la zone de pincement dans le drain par l'action conjuguée des champs électriques présents au niveau de la grille et de la zone de pincement (différence entre les potentiels du drain et de saturation au pincement). Ces porteurs gagnent donc une énergie cinétique considérable et peuvent être qualifiés de porteurs chauds. De l'électroluminescence peut donc se produire dans le MOSFET en saturation. Cependant dans l'emploi usuel du MOSFET pour un circuit logique, celui-ci fonctionne en régime linéaire et la tension drain-source est quasi-nulle. Il n'y a donc pas de débit de charges électriques et par conséquent pas de porteurs chauds. Donc, dans le cas du MOSFET pour signaux numériques, aucune émission ne doit être attendue dans un composant sans défaut sur des niveaux logiques stables. Nous verrons dans le chapitre suivant que ce n'est plus le cas lorsqu'il y a commutation. L'observation de photons sur un MOSFET en fonctionnement statique indique une défaillance (courant de fuite important, effet avalanche au niveau d'une jonction, etc).

5.3.2/ FUITE À L'OXYDE DE GRILLE

En cas de rupture de l'oxyde de silicium, le polysilicium, très fortement conducteur, peut entrer en contact avec le caisson ou le substrat. La densité de courant est telle, que même si le polysilicium et le caisson possèdent des profils de dopage similaires, et qu'en conséquence il ne se crée pas de zone de charge d'espace, les porteurs de charges auront suffisamment d'énergie cinétique pour qu'il y ait émission. L'électroluminescence statique est donc une des méthodes de localisation des ruptures d'oxyde de grilles.

Des courants de fuite au niveau de l'oxyde de grille peuvent aussi être sources de photons. Il existe plusieurs mécanismes pouvant engendrer ces courants par effet tunnel (effet direct, effet de Fowler-Nordheim, effet Poole-Frenkel, etc [39]). Si les propriétés de l'émission n'ont pas été étudiées pour chacun de ces effets et que certains sont dépendants de la technologie, on peut néanmoins en déduire que :

- Il s'agit de porteurs avec une grande énergie cinétique.
- Dans une technologie maîtrisée, ces courants doivent rester de relativement faibles intensités. Pour les technologies fortement submicrométriques, l'insertion de matériaux à forte constante diélectrique a permis de diminuer l'accroissement de l'intensité des courants de fuite au changement technologique [40].

Les mécanismes intra-bandes semblent donc privilégiés. L'ordre de grandeur des intensités de ces courants amène un rendement extrêmement faible, sauf en cas de défaillance de l'isolant. Ils ne sont donc pas forcément détectables par émission de lumière en fonctionnement normal.

5.4/ THYRISTOR PARASITE OU LATCH-UP

L'implantation des différents caissons dopés p ou n dans un circuit MOSFET crée naturellement des jonctions parasites pnpn. Ce phénomène est schématisé en FIGURE 1.11. Dans une structure CMOS, un premier transistor bipolaire pnp est formé par le drain du PMOS, la diffusion n du PMOS et le substrat p. Le second transistor npn est formé par le drain du NMOS, le substrat p et la diffusion n du PMOS. Les jonctions bulk PMOS/diffusion n et bulk/substrat p peuvent être modélisées par des résistances séries. Pour un circuit en fonctionnement normal, il n'y a pas de raison que ce circuit soit passant. L'application d'une tension en-dehors des spécifications du composant par une mauvaise utilisation ou des alimentations non fiables (OSD - overstress discharge, incluant les décharges électrostatiques, ESD), une rupture de jonction ou des radiations ionisantes peuvent engendrer un déclenchement du thyristor [41]. Il se crée alors un chemin de faible impédance (court-circuit) entre les lignes d'alimentation. Sous certaines conditions, ce phénomène peut être auto-entretenu et aboutir à la destruction des transistors.

Historiquement, la localisation et l'étude de l'évolution de ce phénomène ont été parmi

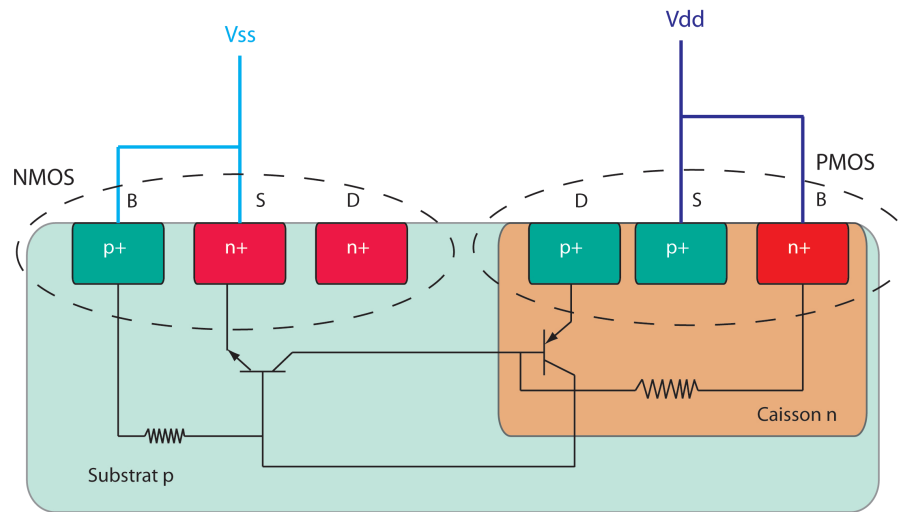


FIGURE 1.11 – Schéma du thyristor parasite dans une structure CMOS à substrat p.

les premières applications de l'émission de lumière statique dans un contexte de localisation/caractérisation de défauts [42, 43]. Étant donné l'excès de densité d'électrons et de trous lorsque le régime passant est établi, l'émission est majoritairement produite par recombinaisons inter-bandes.

5.5/ CONSIDÉRATIONS SPECTRALES

A la fin des années 80 et au début des années 90, un certain nombre d'études ont été menées afin de caractériser spectralement les différentes sources d'émission dans les transistors MOSFET et bipolaires [44, 45, 46]. Cette dernière référence offre une synthèse de ces études, reportée en FIGURE 1.12. L'émission liée aux recombinaisons (labelisée *I* sur la FIGURE 1.12) se trouve majoritairement concentrée autour de 1,1 eV, soit l'énergie du gap. On trouvera donc dans cette gamme spectrale la génération de photons due aux jonctions pn polarisées en direct, transistors bipolaires et thyristors parasites.

Les autres sources, liées aux porteurs chauds, se caractérisent par une plus large occupation spectrale pour des énergies comprises entre 0,9-1 eV et 3,0 eV. Sur la figure, une distinction est faite entre l'émission due aux courants de fuite "normaux" (labelisée *III*) et celle liée aux défauts des oxydes de grilles. Dans le premier cas, l'émission est beaucoup plus intense dans les énergies comprises entre 1,7 et 2 eV. On note que dans les deux cas, cette émission a principalement lieu dans le domaine du visible. Le MOSFET en

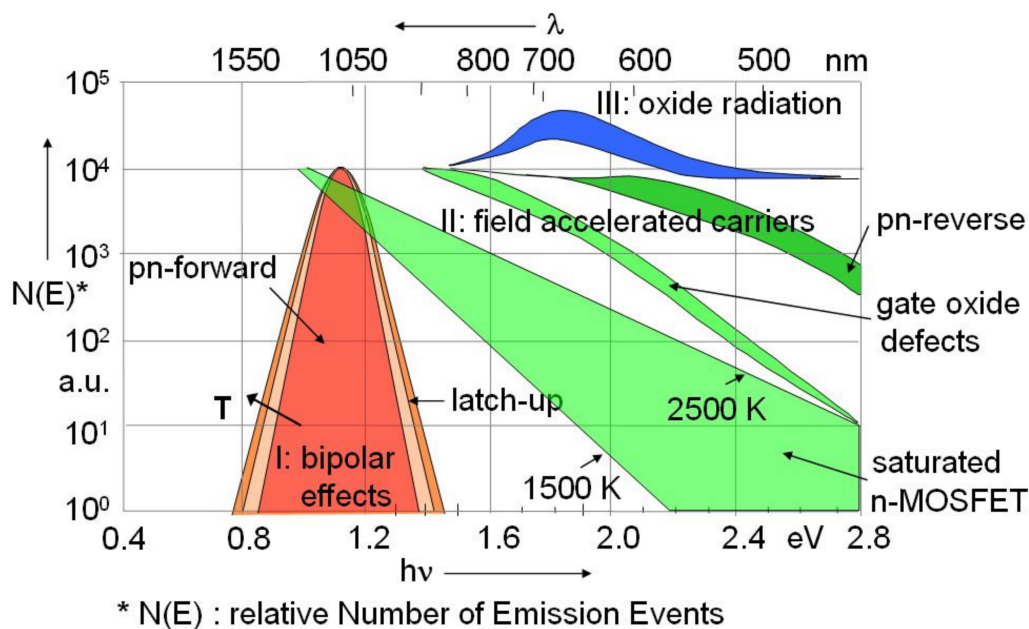


FIGURE 1.12 – Spectre de l'électroluminescence pour les différentes sources [46].

saturation peut émettre dans un spectre relativement large. Néanmoins l'intensité décroît dans les plus hautes énergies. Le maximum d'événements relatifs d'émission est atteint pour des énergies plus petites (plus proche des 0,9 eV) que dans le cas bipolaire ou du latch-up. Enfin dans le cas de la jonction pn polarisée en inverse, les photons seront aussi émis dans le visible avec une intensité supérieure à celle due au défaut de l'oxyde.

5.6/ CAS DES VLSI FORTEMENT SUBMICRONIQUES

Il existe une certaine controverse quant à la capacité des techniques basées sur l'électroluminescence à être applicables sur des circuits de dernières générations [47]. La littérature fournit malgré tout des exemples de réussites d'observations d'émissions de photons sur des technologies avancées et même sur des circuits FinFETs [48]. Cependant, la réduction de dimensions a clairement un impact.

5.6.1/ IMPACT DE L'ANALYSE PAR FACE ARRIÈRE

Nous avons vu en section 2.1 que l'analyse par face arrière est devenue quasi-obligatoire pour des composants en technologie fortement submicronique. Il a aussi été rapporté que le minimum d'absorption du silicium dopé se situe aux alentours du gap. Il est donc peu

probable de pouvoir observer en face arrière les photons dont les énergies ne permettent pas de passer au travers du substrat. Au regard du diagramme de la FIGURE 1.12, *a priori* toutes les sources principalement localisées dans le visible comme la jonction *pn* ne pourront pas être observées. Il reste que le MOSFET en saturation et le bipolaire seront les plus à même d'être caractérisés en émission de lumière statique par face arrière.

Néanmoins, il a été montré expérimentalement que la réduction de l'épaisseur du substrat par usinage permettait d'observer sur un transistor NMOS de technologie 120 nm avec un dopage de substrat de l'ordre de 10^{15} cm^{-3} une émission dans des énergies correspondant au visible [49]. Les intensités captées restent toutefois beaucoup plus faibles que dans le proche IR (de l'ordre de 10^{-5} a.u. pour des photons d'énergie 1,0 eV et 10^{-15} a.u. pour des photons à 3,0 eV avec un capteur Si-CCD).

5.6.2/ IMPACT SPECTRAL

Les modèles théoriques prévoient une réduction d'énergie des photons émis par électroluminescence suite à la diminution des dimensions des transistors [50]. Récemment, une étude a été rapportée sur des structures de test constituées d'oscillateurs en anneau (ring oscillator, abrégé RO, une chaîne d'inverseurs bouclée sur elle-même) en technologie SOI 45 nm et 32 nm [51, 52]. En dehors des courants de fuite, l'émission résulte d'une activité dynamique, donc des MOSFETs en saturation (voir le chapitre 2 pour plus d'informations à ce sujet). Les résultats montrent que l'intensité maximale d'émission semble être localisée pour des longueurs d'ondes plus élevées. Un optimum pour le rapport signal sur bruit est trouvé pour une acquisition aux alentours de 1800 nm. Ces articles mettent en avant deux difficultés principales pour l'acquisition en émission de lumière sur ces circuits. Tout d'abord, la contribution des courants de fuite à l'émission globale du circuit ne peut plus être considérée comme négligeable. Ensuite, du fait du décalage du spectre d'émission, la contribution thermique due au fonctionnement normal du circuit sous test peut être plus importante, pouvant amener un plus mauvais rapport signal sur bruit. Pour les structures de test utilisées pour ces expériences, la part thermique se révélait négligeable. Il se pourrait néanmoins que sur un circuit réel, où l'énergie thermique dissipée peut être beaucoup plus importante, ce phénomène soit à prendre en compte.

6/ CONCLUSION

Ce chapitre a permis de situer l'émission de lumière dynamique au sein du contexte de l'analyse de défaillance des circuits intégrés. Rappelons que ses principaux bénéfices sont sa capacité à opérer en face arrière et un effet invasif extrêmement limité. Les principaux mécanismes responsables d'émission de photons dans le silicium ont aussi été abordés. Une fois ces phénomènes physiques mis en avant, nous avons introduit les différentes sources de lumière rencontrées dans un circuit. L'origine des radiations (intra ou inter-bandes) n'est pas toujours la même suivant la source considérée et il existe aussi une différence au niveau des spectres. Il est important de noter que nous avons principalement discuté d'un fonctionnement statique du composant. L'émission dans le cadre d'un fonctionnement dynamique du MOSFET est un cas particulier de ce qui a été abordé dans ce chapitre et nécessite une instrumentation plus complexe. Celle-ci sera présentée plus en détails dans le chapitre suivant. La connaissance des diverses sources de lumière est importante à l'heure des circuits fortement submicroniques puisque même si une application dynamique est visée, il est possible d'avoir dans la zone d'acquisition des structures émissives qui se distinguent des MOSFET en commutation. Enfin, pour terminer cet exposé, nous avons mentionné quelques phénomènes induits par la réduction de dimensions qui peuvent impacter qualitativement l'observation sur des circuits de dernières générations. Il ressort de cette étude que, s'il y a effectivement génération de photons, différents paramètres vont impacter le rapport signal sur bruit (type de source observée, épaisseur du substrat, choix de la bande spectrale de travail, etc).

Maintenant que le contexte général a été défini, l'émission de lumière dynamique peut être présentée plus précisément du point de vue du principe, de l'instrumentation ou, ce qui nous intéresse principalement ici, de problématiques pouvant être solutionnées par le traitement du signal.

ÉMISSION DE LUMIÈRE DYNAMIQUE

Sommaire

1	Introduction	34
2	Émission dans les circuits logiques CMOS en dynamique	35
2.1	Rappel du principe de fonctionnement d'une structure CMOS simple : l'inverseur	35
2.2	Émission dans l'inverseur CMOS non chargé	37
2.3	Cas de l'inverseur chargé	38
3	Instrumentation	40
3.1	Vue générale du système d'acquisition	40
3.1.1	Référencement temporel des photons	40
3.1.2	Détecteurs pour comptage de photons	41
3.2	Présentation détaillée des galettes à micro-canaux	43
3.3	Introduction aux données TRI	45
3.3.1	Données brutes	45
3.3.2	Information spatiale	46
3.3.3	Information temporelle	47
4	Problématiques de l'émission dynamique	49
4.1	Bruit	49
4.1.1	Origines du bruit	49
4.1.2	Rapport signal sur bruit	51
4.1.3	Discussion autour des potentielles fluctuations du niveau de bruit	52
4.2	Résolution	54
4.2.1	Système optique limité par la diffraction	54
4.2.2	Influence de l'imageur	56

4.3	Cas de l'incertitude liée au repliement et à la gigue.	58
4.4	Discussion sur la complexité des données	58
5	Conclusion	59

1/ INTRODUCTION

Le précédent chapitre a permis de situer l'électroluminescence au sein du contexte d'analyse de défaillance des circuits intégrés. Lors de l'introduction des phénomènes responsables d'émissions de photons, nous n'avons considéré que principalement le cas d'acquisition statique, sans référencement temporel des photons.

Avec la réduction des dimensions, la multiplication des couches de métallisation et le changement de packaging, certaines techniques sont devenues obsolètes pour l'analyse de circuits de technologie fortement submicronique. Mais avoir accès aux informations de timing et de niveaux logiques au sein de la puce reste primordial pour l'analyse de ces composants. Il faut donc des alternatives à ces techniques qui soient adaptées à de tels circuits et qui permettraient d'analyser une région du circuit de façon analogue au sondage à l'échelle macroscopique.

Le phénomène principalement responsable de la génération de photons dans un MOSFET est l'émission par porteurs chauds lorsqu'il est en saturation [38]. Les porteurs de charge du canal de conduction acquièrent de l'énergie cinétique pour passer au travers de la zone de pincement et rejoindre le drain. La condition de saturation n'est en général pas recherchée dans un circuit logique puisqu'elle entraîne une forte consommation électrique. Au contraire, sur un état logique fixe, les seuls courants existants au sein de la structure CMOS sont les courants de fuite, normalement minimisés. Le comportement dynamique d'une structure CMOS va néanmoins mettre les transistors dans une configuration engendrant un accroissement de la probabilité d'émission pendant un très bref instant. L'information de timing devient alors à nouveau disponible en analysant l'évolution au cours du temps de l'émission d'un circuit stimulé dynamiquement. C'est le principe de l'émission de lumière dynamique, aussi appelée PICA (Picosecond Circuit Analysis), TRI (Time Resolved Imaging) ou encore TREM (Time Resolved Emission Microscopy) [53].

Comme nous l'avons vu dans l'introduction générale de ce manuscrit, il existe un certain

nombre de limites technologiques qui viennent complexifier l'analyse des signaux acquis en TRI :

- Les rapports signal sur bruit peuvent être extrêmement bas.
- La résolution spatiale des systèmes d'acquisition ne permet pas de visualiser l'activité d'un transistor unique, mais plutôt celle d'un groupe.
- Les séquences de test pour des composants modernes peuvent être relativement longues et en conséquence, la quantité de photons est importante et répartie sur un volume extrêmement vaste.

L'objet de ce manuscrit est de proposer des méthodes de traitement permettant de contourner ces problématiques pour trouver l'information pertinente dans la masse de photons. Nous nous proposons dans ce chapitre de revenir en détails sur l'émission de lumière dynamique. Il s'agit de rappeler les principes sur lesquels celle-ci est fondée et quelle instrumentation est utilisée, tout cela dans l'optique de mieux appréhender ces verrous physiques et technologiques. La première section est dédiée à l'émission dans une structure CMOS stimulée dynamiquement. L'instrumentation utilisée est abordée dans la section suivante et enfin les différentes problématiques de l'émission de lumière dynamique sont analysées plus précisément.

2/ ÉMISSION DANS LES CIRCUITS LOGIQUES CMOS EN DYNAMIQUE

2.1/ RAPPEL DU PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UNE STRUCTURE CMOS SIMPLE : L'INVERSEUR

L'inverseur CMOS est la brique élémentaire du circuit logique. Il résulte de l'association de deux transistors : un NMOS et un PMOS. Son schéma, ainsi que la dénomination des accès utilisée ci-dessous sont donnés en FIGURE 2.1 (a). On rappelle son principe de fonctionnement. Lorsque le signal d'entrée V_E est à zéro, $V_{GS_P} = V_{dd} > -V_{T_P}$ et $V_{DS} \ll V_{D_{sat}}$, le transistor PMOS est passant et en régime linéaire. Le transistor NMOS est bloqué puisque $V_{GS_N} = 0$ V. Rappelons que la tension de seuil d'un PMOS est inférieure à zéro, d'où l'utilisation du signe $-$. La sortie V_S est alors à l'état haut, c'est à dire un potentiel quasi égal à V_{dd} . Inversement, lorsque le signal d'entrée est au niveau haut, le PMOS est

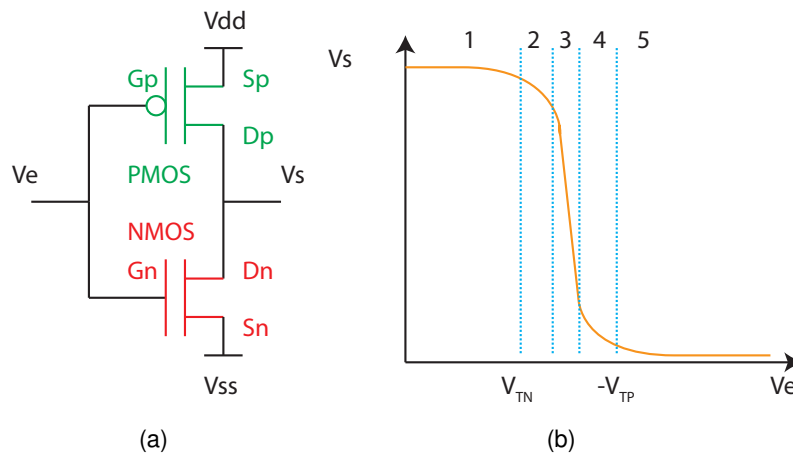


FIGURE 2.1 – L'inverseur CMOS (a) et évolution de la tension de sortie en fonction de la tension d'entrée (b). V_{TN} : Tension de seuil du NMOS, V_{TP} : Tension de seuil du PMOS, G : Grille, D : Drain, S : Source.

bloqué et le NMOS est passant. La sortie vaut donc $V_S = 0\text{ V}$. Idéalement dans un état statique (lorsque le potentiel de l'entrée ne varie pas), le potentiel du drain est égal au potentiel de la source, il n'y a donc pas de courant parcourant les transistors.

Lors d'une transition du signal d'entrée d'un état bas vers un état haut (ou le contraire), la structure CMOS passe par cinq états. La variation de la tension de sortie V_S en fonction de la tension d'entrée (V_E) est donnée en FIGURE 2.1 (b).

1. Tant que le potentiel V_E est inférieur à V_{TN} , la tension de seuil du NMOS, on reste dans la première configuration introduite ci-dessus. C'est à dire que le NMOS est bloqué et le PMOS est en régime linéaire.
2. Lorsque $V_E > V_{TN}$, le NMOS devient passant et entre directement en saturation comme $V_{DS_N} > V_{Dsat_N}$. Le PMOS reste en fonctionnement linéaire mais la différence de potentiel V_{GS_P} diminue, ainsi que le potentiel de drain du PMOS suite au courant s'établissant dans le NMOS. Notons que le fait que les deux transistors soient passants induit un court circuit entre le Vdd et la masse, ce qui constitue pour un inverseur idéal non chargé la source principale de consommation électrique.
3. Si V_E continue de croître, il existe alors un moment où les conditions de tensions aux différents accès sont réunies pour que les deux transistors soient en saturation. Cette condition correspond à un pic de courant dans la structure et est atteinte pour $V_E = V_S = V_{dd}/2$.
4. La diminution du potentiel de drain du NMOS V_{D_N} suite à l'augmentation de la ten-

sion V_E va garantir la condition $V_{DS_N} < V_{D_{sat_N}}$, le NMOS est alors en régime linéaire tandis que le PMOS reste en saturation.

5. Enfin, lorsque $V_{dd} - V_E = V_{GS_P} < -V_{T_P}$ implique que le PMOS soit bloqué et le NMOS passant et en régime linéaire. On se trouve alors dans le deuxième cas de figure rapporté dans le paragraphe précédent. Le courant circulant dans le NMOS est alors minimal (courant de fuite), voire nul dans le cas idéal.

2.2/ ÉMISSION DANS L'INVERSEUR CMOS NON CHARGÉ

Les situations 2, 3 et 4 induisent un pic de courant dans l'inverseur, ce qui signifie un plus grand nombre de porteurs de charge dans le canal. Le régime de saturation des transistors va favoriser la génération de porteurs chauds, qui comme nous l'avons évoqué dans le chapitre précédent sont responsables d'émission de photons dans le silicium. La réunion de ces deux conditions (fort courant + saturation) va donc accroître la probabilité de relaxation d'énergie sous forme lumineuse. Dans une structure CMOS saine, l'émission ne se produit donc qu'aux commutations. Étant donné que l'intensité de l'électroluminescence est liée à l'intensité du courant, son profil suivra celui du courant. Plus le courant est important, plus la probabilité d'émission est forte. De la même façon, des tensions de polarisations élevées induisent un champ électrique plus important aux abords de la zone de pincement, donc des porteurs de charges avec plus d'énergie cinétique, et un courant plus important. Ces conditions amènent encore une fois une plus forte probabilité d'émission. L'acquisition de ces pics devient donc un moyen de déduire, avec une précision temporelle de l'ordre de la durée de la commutation, l'activité électrique dynamique d'une structure logique CMOS. Les toutes premières exploitations de ce phénomène à des fins d'analyses internes des circuits CMOS ont été rapportées au milieu des années 80 [54]. La technique semble s'être démocratisée en tant qu'alternative aux techniques de sonde par faisceau d'électrons à la fin des années 90 au travers de publications réalisées par des chercheurs d'IBM [55, 56, 57].

2.3/ CAS DE L'INVERSEUR CHARGÉ

Dans le cas idéal d'un inverseur non chargé, les commutations sont supposées être quasi instantanées. Pour un inverseur réel au sein d'un circuit logique, il convient de prendre en compte plusieurs éléments impactant les durées de commutation. Dans un circuit complet, la charge de l'inverseur est principalement capacitive (interconnexions et capacité MOS de l'étage logique suivant), mais aussi légèrement résistive (on peut voir le transistor passant comme une résistance). Ce réseau RC est alors caractérisé par la constante de temps $\tau_i = R_i C_L$, où R_i est la résistance propre au transistor de type i et C_L est la capacité de charge. Cette constante va définir la durée de commutation de la structure. La résistance R_i est liée à la nature du transistor et peut être approximée par :

$$R_i = \frac{1}{\beta_i(V_{dd} - V_{Ti})} = \frac{L}{\mu_i W C_{ox}(V_{dd} - V_{Ti})}, \quad (2.1)$$

où L est la largeur de grille du transistor, W la profondeur de contact entre le puits et la grille, μ_i la mobilité des porteurs de type i et C_{ox} la capacité d'oxyde de grille. Cette formule montre la dépendance de la durée de commutation vis à vis de la tension d'alimentation : lorsque V_{dd} augmente, la résistance R_i diminue et par suite la constante de temps τ . En général, les durées de commutations sont de l'ordre de la dizaine à la centaine de picosecondes. On peut donc s'attendre à observer un pic d'émission pendant des durées de ces ordres de grandeur.

Le pic de courant présent lorsque les deux transistors sont passants et saturés correspond à un maximum de consommation du circuit (chemin entre Vdd et la masse). La réduction de dimensions a permis de réduire ce pic de courant (commutations plus rapides). En contre-partie, la capacité de charge liée aux interconnexions est devenue plus importante. Celle-ci se charge lorsque le PMOS est passant et le NMOS bloqué et se décharge dans la configuration inverse. Lors d'une commutation de 0 vers Vdd en entrée, lorsque le PMOS est bloqué et le NMOS est passant, un courant circule suite à la décharge de cette capacité. A l'opposé, pour la transition inverse, un courant pourra toujours parcourir le PMOS lorsque le NMOS sera bloqué de façon à charger la capacité. En conséquence, le pic de courant dû au court-circuit entre alimentations est devenu négligeable devant les pics dûs à la charge/décharge de la capacité. Ce phénomène est le principal responsable d'émission dans les circuits fortement submicroniques [58].

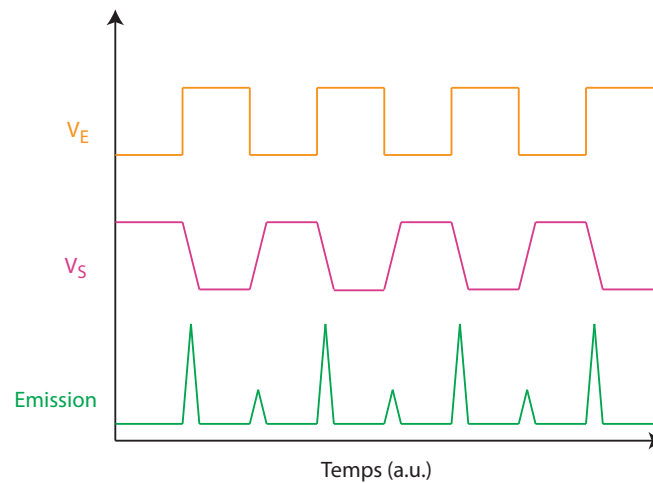


FIGURE 2.2 – Forme d'onde des signaux électriques et optiques dans l'inverseur CMOS stimulé dynamiquement.

La différence de mobilité des porteurs de charges va créer des disparités d'émission entre un PMOS et un NMOS. Bien que la mobilité dépende de la température et de la concentration de porteurs, les électrons seront toujours plus mobiles que les trous d'un facteur 3 en moyenne [59]. La probabilité d'émission est donc plus importante dans le NMOS que dans le PMOS. Comme nous venons de le voir, lors d'une transition de 0 à 1 en entrée, le potentiel d'émission du NMOS est accru par la décharge de la capacité C_L , ce qui combiné avec la plus grande mobilité des électrons va aboutir à une plus grande intensité lumineuse dans le cas d'un front montant que dans le cas d'un front descendant. Le transistor présentant le plus fort potentiel d'émission de photons va être sollicité pendant plus longtemps. Il est donc possible d'observer un plus grand pic dans le cas d'un front montant que dans un front descendant. En plus de l'information de timing, cette différence peut aussi théoriquement permettre de déduire une information d'état. Malheureusement, comme nous le verrons plus loin, il peut arriver pour diverses raisons que l'intensité des pics ne soit pas vraiment exploitable pour extraire des états logiques.

Un résumé du principe de l'émission de lumière dynamique est disponible en FIGURE 2.2. Le signal du dessus correspond au signal d'entrée V_E . On considère un signal quasi-parfait où les fronts sont instantanés. Le signal de sortie V_S est représenté juste en dessous avec des fronts dégradés suite aux phénomènes mentionnés précédemment. Enfin, la troisième forme d'onde représente le signal TRI dans le cas idéal où la distinction entre niveaux d'émission en fonction du type de front se fait facilement.

3/ INSTRUMENTATION

3.1/ VUE GÉNÉRALE DU SYSTÈME D'ACQUISITION

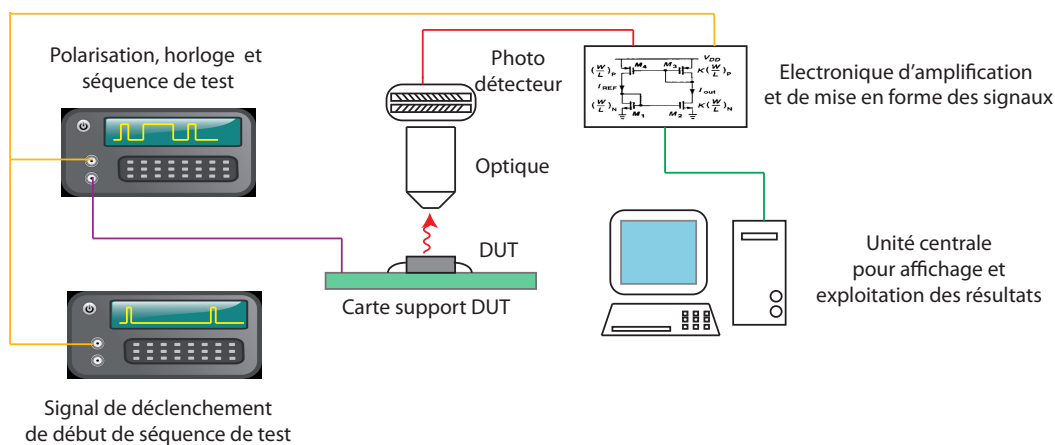


FIGURE 2.3 – Schéma du système pour l'émission de lumière dynamique. DUT : Device Under Test.

Un schéma général du système d'acquisition est disponible en FIGURE 2.3. Au centre de celui-ci, on trouve le composant sous test (DUT-Device Under Test) monté sur une carte de test. Comme le signal d'électroluminescence possède une très faible intensité (de l'ordre du photon), le composant doit être mis dans une enceinte fermée pour limiter la contribution des sources parasites. La carte sur laquelle est monté le composant est conçue spécialement pour pouvoir le stimuler dynamiquement. Les signaux de test peuvent être générés par un générateur de fonction dans le cas d'un composant simple mais pour l'analyse de circuits VLSI, où le nombre d'entrées/sorties est important, des testeurs spécifiques doivent être utilisés. Précisons que le générateur de séquences de test et la référence temporelle pour le comptage de photons doivent posséder une base de temps commune pour limiter les bruits de phase.

3.1.1/ RÉFÉRENCEMENT TEMPOREL DES PHOTONS

Le signal de début de déclenchement de séquence de test est un point clé du système. La probabilité d'émission des photons par commutation est extrêmement faible dans les VLSIs (de l'ordre de 10^{-12} pour un transistor de longueur de grille 100 nm polarisé en 2V d'après [60]), il est nécessaire de répéter en boucle la séquence de test jusqu'à avoir

un signal exploitable en post-acquisition. Lorsqu'un photon est détecté, celui-ci doit être référencé temporellement, c'est la base de l'analyse dynamique. Afin de maximiser le rapport signal sur bruit, il est fréquent qu'une acquisition TRI dure plusieurs dizaines de minutes, voire plus d'une heure. Un système de référence absolue, c'est dire par rapport au début de l'acquisition générale, serait très difficile à mettre en œuvre avec une précision de l'ordre de la picoseconde. Un signal de début de séquence de stimulation sert donc de référence temporelle pour labelliser les photons. Généralement, le générateur le plus stable est utilisé pour générer à la fois les signaux d'horloge et le déclenchement de séquence.

3.1.2/ DÉTECTEURS POUR COMPTAGE DE PHOTONS

Lorsqu'un photon est émis par le composant, celui-ci passe au travers d'un système optique avant d'atteindre le capteur. L'optique est la même que celle utilisée pour obtenir l'image de pattern en microscopie infrarouge (éventuellement, microscopie confocal à balayage laser). Le fait que les photons aient une longueur d'onde située dans le proche IR (InfraRouge) permet ce double emploi.

Le détecteur optique a pour rôle de convertir un signal lumineux en un signal électrique. Vu les faibles probabilités d'émission, le capteur doit avoir une sensibilité telle qu'il soit capable de détecter un photon seul. Comme les phénomènes étudiés ont une durée comprise entre la centaine et la dizaine de picosecondes, le photo-détecteur doit aussi avoir une précision temporelle adaptée à ces ordres de grandeurs. On passe alors dans le domaine du comptage de photons résolu en temps (TCSPC - Time Correlated Single Photon Counting).

Pour l'analyse de circuits intégrés, deux stratégies principales peuvent s'appliquer : soit le capteur est mono-point, lui ou l'échantillon peuvent se déplacer pour acquérir l'activité d'émission en fonction du temps de différents nœuds, soit le détecteur peut opérer sur plusieurs points simultanément. Le TCSPC reste une technique appliquée à une grande variété de domaines d'expertises comme par exemple l'analyse de molécules par spectrofluorométrie [61], si bien que d'autres configurations peuvent être envisagées [62]. Au final, on rencontre trois types de capteurs pour le TCSPC appliqué à l'analyse de VLSI : deux capteurs mono-points, les photodiodes avalanches (APDs-Avalanche Photodiodes,

Type de capteur	APD	SSPD	MCP
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> – Rendement quantique élevé dans le proche IR (50 %). – Erreur temporelle faible (50 ps). 	<ul style="list-style-type: none"> – Rendement quantique assez élevé dans le proche IR (20%). – Taux de fausses détections par courant d'obscurité très faible. – Erreur temporelle faible. 	<ul style="list-style-type: none"> – Acquisition à la fois de l'information spatiale et temporelle. – Taux de dark count faible. – Erreur temporelle de l'ordre de la centaine de picoseconde.
Inconvénients	<ul style="list-style-type: none"> – Taux de dark count élevé. 	<ul style="list-style-type: none"> – Mise en œuvre complexe (refroidissement). 	<ul style="list-style-type: none"> – Rendement quantique très faible.

TABLE 2.1 – Tableau récapitulatif des propriétés des différents type de capteurs pour le comptage de photons en temps corrélé pour l'analyse de circuits VLSI.

aussi parfois abrégées SPADs- Single Photon Avalanche photoDiodes) et les détecteurs de photons supraconductifs (SSPD - Superconducting single photon detector), et un capteur multi-points, la galette à microcanaux (MCP - Microchannel plate) [63]. La TABLE2.1 résume les différents avantages et inconvénients de chaque type de capteur :

- Dans le cas des photodiodes avalanches, les diodes sont polarisées en inverse juste au-dessus de la tension de claquage. De cette façon, l'apport énergétique d'une seule particule vient déclencher l'effet avalanche et produire un signal électrique détectable. Le principal avantage des APDs est qu'elles possèdent un rendement quantique élevé dans le proche IR. En contre partie, le nombre de dark count - fausses détections d'une particule alors qu'il n'y a aucun signal - est extrêmement élevé. Du fait du haut rendement quantique, il reste néanmoins possible d'avoir des signaux observables avec un bon rapport signal sur bruit.
- Les capteurs de type SSPD sont constitués d'un nanofil de cuivre dont les propriétés de résistivité locale vont être modifiées par l'action d'un photon incident. La partie active du capteur est couplée à l'objectif par fibre optique. Ce capteur présente les meilleures performances puisque le taux de dark count est extrêmement bas, le ren-

dement quantique est aux alentours de 20 % sur la gamme spectrale concernée par l'émission par porteurs chauds et l'intervalle d'erreur temporelle est très petit (30ps). Le principal inconvénient reste la mise en œuvre puisque toute la partie optique (objectif + fibre) doit être maîtrisée thermiquement. Malgré cela, les capacités d'analyse des dernières générations de photo-détecteur SSPD sur des circuits de technologies SOI 32 nm ont été rapportées récemment [64].

- Le MCP est le capteur historique utilisé pour des applications d'émission de lumière dynamique [53]. Son principe de fonctionnement est détaillé dans la sous section suivante. En effet, ce capteur équipe le TriPHEMOS, système utilisé pour l'intégralité des acquisitions étudiées dans ce manuscrit. Le bénéfice majeur de l'acquisition par MCP est d'avoir directement à la fois une information temporelle et spatiale. Le taux de dark count est aussi un autre point fort du détecteur puisqu'il est très bas, du fait qu'il soit réparti sur l'ensemble des canaux. La précision temporelle sur d'anciens systèmes est de l'ordre de la centaine de picosecondes. Sur les systèmes récents, celle-ci peut être de l'ordre de 50 ps. Le gros point faible des MCP est leur rendement quantique dans le proche IR, de l'ordre de 10^{-3} [63].

3.2/ PRÉSENTATION DÉTAILLÉE DES GAULETTES À MICRO-CANAUX

A la différence des photodiodes à effet avalanche, les détecteurs tels que les photomultiplicateurs (PMTs) sont composés de tubes à vides. L'objectif est de créer un signal électrique détectable à partir d'un signal lumineux de très faible intensité (1 photon). La composition et le principe d'un tube photomultiplicateur est disponible en FIGURE 2.4 (a). Les étapes de génération du signal électrique sont les suivantes :

1. L'énergie fournie par le photon à la photocathode va permettre la génération d'un photon-électron.
2. La polarisation électrique permanente du tube va mettre en mouvement le photo-électron. Sous l'action du champ électrique, il va "descendre" le tube en direction de l'anode.
3. Le parcours du photo-électron n'est pas linéaire, il réalise une marche aléatoire. Il va alors y avoir collision avec les parois du tube. Lors de cette collision, l'excès d'énergie apporté par le photo-électron va générer de nouveaux photo-électrons.

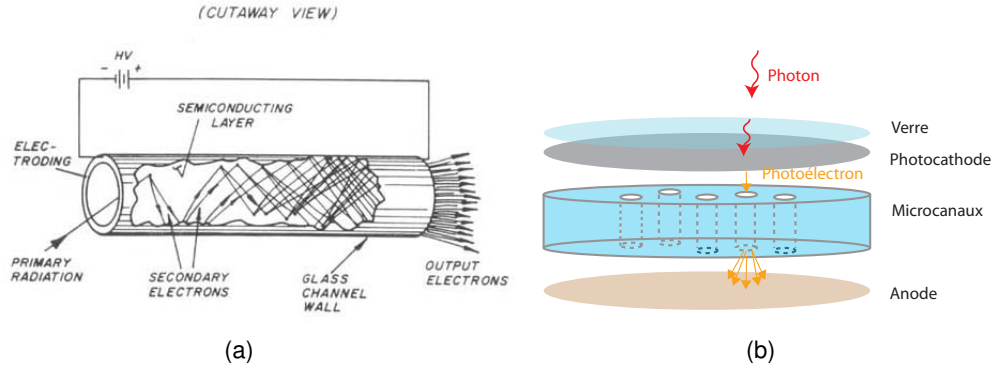


FIGURE 2.4 – Photomultiplicateurs et galette à microcanaux. Principe de la photo multiplication (a) [66], schéma d'une vue éclatée d'un MCP et principe de fonctionnement (b).

4. Les photon-électrons vont être accélérés par le champ électrique et créer de nouveaux photo-électrons par collision. Cette multiplication de photo-électrons par marche aléatoire permet d'obtenir un signal de sortie détectable.

Un MCP est constitué d'un grand nombre de tubes photomultiplicateurs organisés en nid d'abeilles. La photocathode se présente comme un plateau commun à l'ensemble des tubes qui, pour l'application TRI, est réalisée en matériaux multialkali. La galette de micro-canaux à proprement dite se compose de tubes dont le diamètre est compris entre $0,4 \mu\text{m}$ à $25 \mu\text{m}$ pour une longueur variant entre 0,20 et 1 mm [65]. Sur la FIGURE 2.4, les tubes sont représentés perpendiculaires par rapport aux extrémités de la galette, alors qu'en réalité ils sont inclinés d'un angle compris entre 5° et 15° de façon à faciliter la génération des électrons.

En sortie de tube, le flux d'électrons est propulsé sur l'anode résistive. Sous l'action de forces coulombiennes, les électrons vont s'éparpiller. Plus l'anode sera loin, plus la dispersion sera importante. La position du photon est estimée par moyennage à partir des positions des électrons sur l'anode. Un éparpillement important accroît les risques d'erreur dans l'estimation. Ceci est d'autant plus vrai que la moyenne est un estimateur quadratique, très sensible aux valeurs aberrantes.

Le gain g du MCP est défini par les dimensions des microcanaux (L pour désigner la longueur et d pour le diamètre) et leur capacité à générer des photon-électrons G :

$$g = \exp(G.\alpha), \quad (2.2)$$

avec $\alpha = L/d$. Un champ électrique intense permet de générer plus de photon-électrons, donc la tension de polarisation a aussi un impact sur le gain. Pour un seul MCP, lorsqu'un gain trop grand est demandé, la génération de bruit devient trop importante. Pour résoudre ce problème dans le cadre d'applications nécessitant un très fort gain, deux ou trois galettes sont associées. Nous verrons plus loin que cette association peut avoir un impact sur la résolution optique des données TRI.

Dans le cas de la détection d'un photon, la multiplication d'électrons va rendre le canal non utilisable le temps de la multiplication. Si deux photons arrivent coup sur coup exactement au même endroit, un seul des deux pourra être détecté. Ce temps mort peut être problématique si l'émission est trop intense puisque le capteur va être saturé et une partie importante de l'émission sera manquée. La seule façon d'éviter la saturation et d'acquérir l'intégralité du signal est alors d'utiliser un filtre interférentiel.

3.3/ INTRODUCTION AUX DONNÉES TRI

3.3.1/ DONNÉES BRUTES

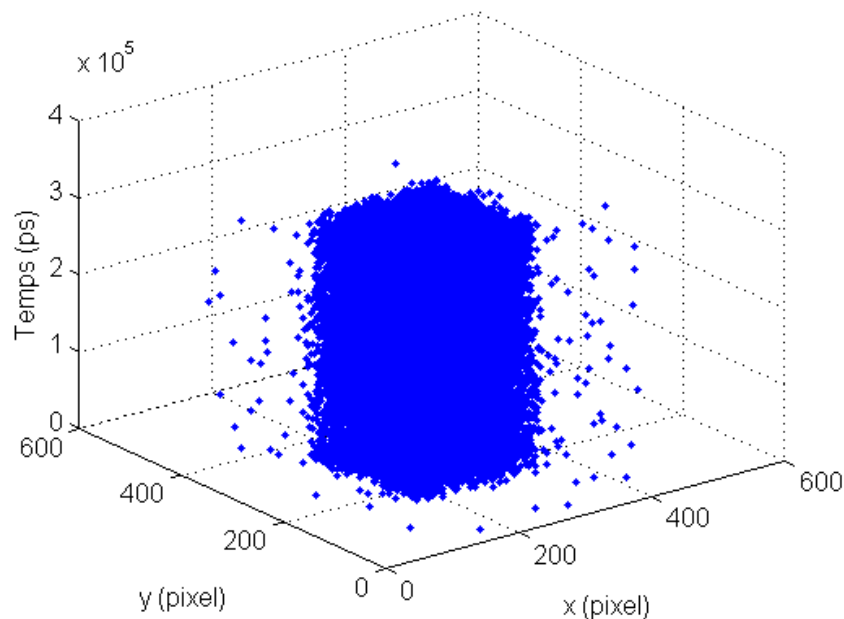


FIGURE 2.5 – Exemple d'affichage des données TRI brutes dans l'espace (x, y, t) .

À chaque photon émis par le composant et détecté par le capteur est associé un vecteur à trois coordonnées, deux spatiales (x, y) et une temporelle (t). Les valeurs spatiales sont données en pixels et temporelle en picosecondes. Il faut noter que la précision temporelle reste conditionnée par la capacité de détection du système. En d'autres termes, même si le système indique une valeur à la picoseconde près, il reste une certaine marge d'erreur allant de la dizaine à la centaine de picosecondes. La base de données inclut à la fois les photons effectivement émis par le composant, mais aussi les fausses détections, ou bruit. Un exemple d'affichage tridimensionnel d'une base de données TRI brute est fourni en FIGURE 2.5. Chaque point représente un photon dont la position est déterminée par son vecteur de coordonnées. Ce mode d'affichage n'est pas vraiment utilisé car, en l'état, les données sont difficilement exploitables.

3.3.2/ INFORMATION SPATIALE

Usuellement, l'affichage spatial est le premier mode d'exploitation des données. Une image I est construite en intégrant les photons suivant leurs positions spatiales

$$I(x, y) = \text{card}\{ph(x, y)\}, \quad (2.3)$$

où $ph(x, y)$ indique l'ensemble des vecteurs photons dont les coordonnées sont (x, y) , indépendamment de t . Cette image est ensuite superposée à l'image optique du circuit sous test pour faciliter l'interprétation des résultats. Éventuellement, si cette information est disponible, l'image d'émission peut être superposée au layout du circuit pour analyse. Ce type d'affichage est le même que celui utilisé en émission de lumière statique. Un exemple de cartographie d'émission superposée à l'image optique du circuit est présenté en FIGURE 2.6 (a). Celle-ci a été acquise dans la zone des registres de cœur d'un microcontrôleur STM32F407 (technologie 90 nm) avec un grossissement de 175x (utilisation d'une lentille à immersion solide). Cette acquisition a été réalisée dans le cadre d'une étude de rétro-ingénierie sur le microcontrôleur pour trouver la position physique du registre de compteur programme. L'image optique pattern est en niveaux de gris et l'information couleur correspond à l'intensité de l'émission (du bleu vers le rouge, avec bleu = peu d'émission et rouge = émission la plus intense). Le contraste de l'émission est défini à partir de l'écart entre les pixels d'intensité la plus faible et la plus forte. De plus, sur cet

exemple, les données d'émission ont été seuillées manuellement de façon à ne garder que les spots de plus fortes intensités. Les boîtes correspondent à des zones définies par l'opérateur pour l'analyse temporelle.

Il existe un second mode de représentation de l'information spatiale où le profil d'émission est abordé comme une surface tridimensionnelle (Voir FIGURE 2.6 (b)). L'axe z renseigne sur l'intensité du pixel. Ce mode est moins utilisé car il ne permet pas la superposition de la surface sur l'image optique du circuit comme le mode purement 2D. Malgré tout, il peut être intéressant à utiliser dans le cas d'intensités multiples pour mettre en évidence les spots de plus faibles intensités grâce à l'information de profondeur venant s'ajouter à l'information colorimétrique.

3.3.3/ INFORMATION TEMPORELLE

L'intérêt de la TRI est d'obtenir en plus d'une information spatiale, une information temporelle. Le tracé de la forme d'onde du signal optique local en fonction du temps est le second mode d'exploitation usuel des données TRI. L'utilisateur définit manuellement une zone à étudier et un pas d'intégration temporel T . La forme d'onde optique w est alors :

$$w(X, Y, \tau) = \text{card}\{ph(x, y, t), x \in X, y \in Y, t \in \tau\}, \quad (2.4)$$

avec $\tau = \{(k-1)T < t < kT\}$. Dans la suite de ce manuscrit, ces signaux optiques seront appelés signaux TRE (Time Resolved Emission) en raison de la dénomination utilisée pour désigner les acquisitions résolues en temps par capteur mono-point. On peut voir sur la FIGURE 2.6 (c) les différentes formes d'ondes optiques des lieux définies par les boîtes de la FIGURE 2.6 (a). Les signaux optiques ne sont pas les mêmes suivant le spot considéré, ce qui traduit bien des activités électriques différentes au sein des registres du microcontrôleur. Le premier signal, en rouge, montre l'activité d'émission sur l'intégralité de la zone acquise. Lors d'une activité maximale, l'intensité est d'environ 850 photons par pas d'intégration. Si l'on regarde chacune des formes d'ondes, il semble que les différentes zones s'activent au fur et à mesure du temps, ce qui explique l'accroissement de l'émission globale de photons sur la première forme d'onde.

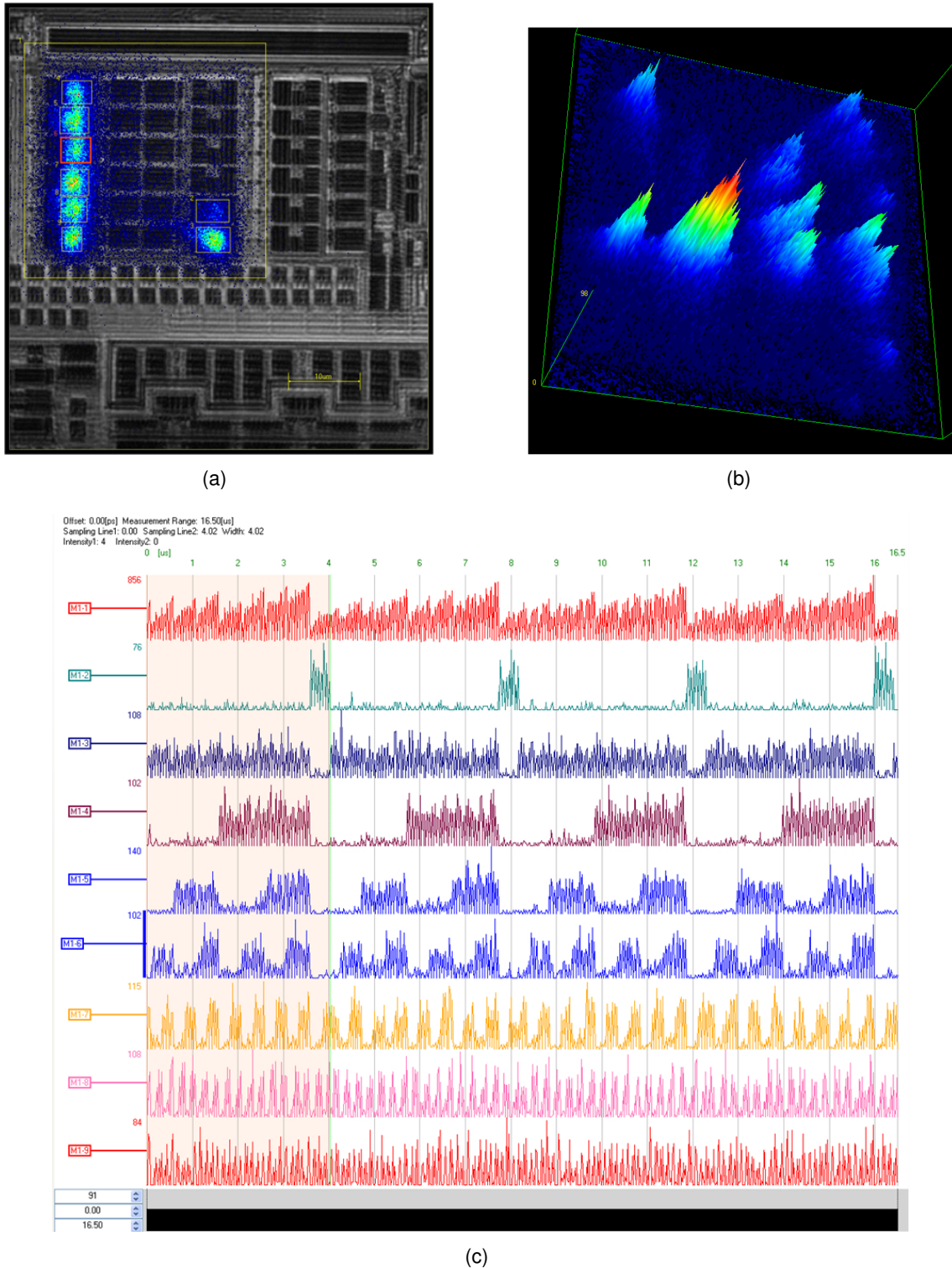


FIGURE 2.6 – Affichages usuels des données TRI. Cartographie spatiale avec superposition sur pattern (a), affichage 3D du profil d'émission (b) et forme d'onde temporelle (c).

4/ PROBLÉMATIQUES DE L'ÉMISSION DYNAMIQUE

En émission de lumière dynamique, le signal est constitué de plusieurs centaines de milliers voir millions de photons définis dans un espace tri-dimensionnel extrêmement parcimonieux. Les deux modes d'observation rapportés dans le paragraphe précédent se basent sur une intégration suivant un sous-espace de l'espace de définition d'origine. Il s'agit là d'une des singularités de l'émission de lumière dynamique : les données doivent être transformées pour être analysées. Cette transformation a pour but de rendre les données exploitables dans le cadre d'une analyse de circuit. Malgré tout, il existe un certain nombre d'éléments qui vont venir complexifier cette exploitation.

Comme dans toute mesure physique, le bruit reste un biais d'analyse important dont l'influence est renforcée par la faiblesse des niveaux de signal. Il existe aussi une limite physique de résolution spatiale qui empêche de pouvoir prétendre analyser l'émission au niveau du transistor seul sur les technologies les plus fines d'aujourd'hui. Outre ces verrous physiques liés aux modes et systèmes d'acquisition, la quantité de données à analyser peut être conséquente dans le cas de circuits VLSI stimulés avec de longues séquences de test. Localiser le nœud présentant un comportement singulier dans ce contexte peut s'avérer complexe. Dans cette section, nous nous proposons de revoir en détails ces différentes sources potentielles d'erreurs.

4.1/ BRUIT

4.1.1/ ORIGINES DU BRUIT

Processus de Poisson à l'émission et à la détection de photons.

On suppose qu'il y a M photons émis par un transistor durant un intervalle de temps T . La probabilité de les détecter est définie par le rendement quantique du capteur, le paramètre η . Le processus de détection est binaire c'est-à-dire que soit le photon va générer un photoélectron, soit ce n'est pas le cas. Il s'agit donc d'une épreuve de Bernoulli à laquelle est associée une loi binomiale de paramètres $(M, \eta, 1-\eta)$. D'un autre côté, les photons émis par les porteurs chauds suivent une statistique de Poisson [54]. La sélection binomiale d'un processus de Poisson suit aussi un processus de Poisson [67]. La probabilité de détecter k photons alors que M ont été émis s'écrit :

$$p(k) = \frac{\bar{N}^k}{k!} e^{-\bar{N}}, \quad (2.5)$$

avec \bar{N} le nombre moyen de photons détectés d'expression $\bar{N} = \eta \bar{M}$, où \bar{M} est le nombre moyen de photons émis pendant un intervalle T . Cette variation statistique du signal observé est aussi appelée bruit de grenaille (shot noise en anglais). Historiquement, ce bruit et les paramètres statistiques associés servaient à décrire les fluctuations de courant dans une jonction pn. Pour un processus de Poisson de paramètre λ , on définit le rapport signal sur bruit SNR par l'écart-type du processus, autrement dit $SNR = \sqrt{\lambda}$. Si l'acquisition dure pendant τ , tel que $\tau = xT$, avec $x \in \mathbb{R}$, $x > 1$, l'intervalle temporel étant plus grand, le nombre de photons émis est plus important, le rapport signal sur bruit devient donc $SNR = \sqrt{\eta \bar{M} \tau}$. En première approximation, il y a donc trois paramètres importants pour la détection de signaux en émission de lumière : le rendement quantique du détecteur, la durée d'acquisition et le nombre de photons émis. Jouer sur ces paramètres permet de maximiser la qualité des acquisitions TRI.

Contribution de l'environnement.

Étant donnée la faible probabilité d'émission de photons, les acquisitions TRI sont réalisées dans une enceinte fermée. Les contributions lumineuses externes sont donc maîtrisées. Cependant, il existe des disparités d'intensité d'émissions d'origines multiples au sein d'un circuit intégré. Par exemple, les transistors liés à une alimentation peuvent émettre fortement ou alors il est possible d'observer une zone où se trouve aussi des transistors bipolaires, émettant en permanence (voir le chapitre 1 pour plus de précisions à ce sujet). Ces sources lumineuses peuvent se caractériser par une contribution stationnaire, ne dépendant pas de la séquence de test ou au contraire, être synchrones avec celle-ci. Dans tous les cas, elles viendront polluer l'observation de la zone d'intérêt. Il s'agit là d'une première source de bruit liée à l'environnement. Il existe une deuxième contribution qui est d'ordre thermique. Un circuit en fonctionnement a une certaine dissipation thermique. Ce rayonnement peut être détecté par le capteur utilisé en émission de lumière [68]. L'onde d'origine thermique génère un photon-électron au niveau de la photo-cathode qui sera ensuite amplifié par le canal photomultiplicateur. Une détection est alors rapportée là où il n'y a aucune activité d'électroluminescence.

Courant d'obscurité du capteur.

Le courant d'obscurité (dark current) désigne le courant responsable de fausses détections de photons par un imageur alors qu'il n'y a aucune source lumineuse dans son environnement (on parle alors de dark count). Dans le cas d'un MCP, les origines du courant d'obscurité sont multiples [69], néanmoins une bonne maîtrise thermique de l'environnement du capteur permet de réduire les dark counts à un niveau bas. C'est pour cette raison que le capteur du TriPHEMOS est réfrigéré à l'azote à environ -70°C . Encore une fois, la durée totale d'acquisition va avoir une influence sur le nombre de dark counts rapportés dans la base de données finale. Plus le temps d'acquisition est important, plus les dark counts seront nombreux.

Bruit de l'électronique de détection.

Le reste de la chaîne électronique d'acquisition (multiplication d'électrons, décimateur, amplificateur, etc) va aussi impacter la qualité du signal détecté. Par exemple, la multiplication d'électrons dans un canal du MCP suit aussi une statistique de Poisson alors que dans les amplificateurs, le bruit de Nyquist-Johnson est prédominant. Il y a donc une composition de plusieurs processus statistiques indépendants, approximés par une loi gaussienne centrée (théorème central limite, [67]).

4.1.2/ RAPPORT SIGNAL SUR BRUIT

Dans le cadre d'un processus statistique comme le comptage de photons, le rapport signal sur bruit est défini comme le ratio entre la valeur moyenne du signal et l'écart-type de ce processus. La variance de l'addition de deux processus additif A et B s'écrit : $\sigma_{A+B}^2 = \sigma_A^2 + \sigma_B^2 + \text{cov}(A, B)$. Dans le cas de deux processus indépendants, le terme de covariance s'annule et la variance de la somme des deux processus revient à la somme des variances. En partant de ces hypothèses (additivité + indépendance), on établit le rapport signal sur bruit en comptage de photons avec une galette microcanaux :

$$SNR = \frac{\bar{N}}{(\bar{N} + \bar{B} + \bar{D} + \sigma_E^2)^{1/2}}, \quad (2.6)$$

avec \bar{N} le nombre de photons générant un photoélectron, \bar{B} le nombre de photoélectrons générés à cause de l'environnement, \bar{D} les fausses détections dûes au courant d'obscu-

rité et σ_E^2 la variance du processus représentant l'ensemble des bruits de l'électronique de détection.

4.1.3/ DISCUSSION AUTOUR DES POTENTIELLES FLUCTUATIONS DU NIVEAU DE BRUIT

Les paragraphes précédents ont montré que le nombre de contributeurs au bruit est important. En TRI, on étudie les variations de l'intensité de l'émission par porteurs en fonction du temps. Sur un composant logique sain, la photon émission n'est supposée se produire que pendant les commutations des transistors. En dehors de ces instants, on ne s'attend qu'à observer les photons détectés à cause de l'environnement (sources lumineuses parasites + thermiques) et des courants d'obscurité. S'il n'y a pas de variation des propriétés physiques de l'ensemble du système d'acquisition et de l'environnement, on peut s'attendre à ce que les conditions de stationnarité et d'ergodicité soient vérifiées pour l'ensemble de ces processus. On rappelle que la stationnarité implique que la valeur moyenne d'un processus est indépendante du temps (au sens large, seul les moments d'ordre 1 et 2 doivent être constants) et l'ergodicité implique que les propriétés statistiques d'une réalisation suffisamment longue seront les mêmes que celles de plusieurs réalisations de durées plus courtes.

La question se pose lorsqu'il y a commutation et émission de photons. On rapporte en FIGURE 2.7 deux extraits de même durée (1 ns) d'une base de données sur une structure de test en technologie 180 nm. La structure est composée de quatre chaînes d'inverseurs du même nombre de portes mais de dimensions différentes. Le signal d'entrée est le même pour les quatre chaînes. Il s'agit d'une séquence de test de dix vecteurs (séquence : 1110100111) cadencée à 10 MHz. La durée totale est de 1 μs . La durée totale d'acquisition est de 300 secondes. Les figures (a) et (c) représentent, respectivement, l'intégration spatiale des photons et la vue 3D brute entre les instants 37,2 et 38,2 ns du pattern. Les figures (b) et (d) sont similaires mais les données ont été acquises entre 1 et 1,1 ns, lorsqu'il n'y a aucune activité dynamique. Une structure de test présente l'intérêt que, en dehors de la partie active, le reste de la puce n'est constitué que de métallisations (les dummies) qui n'ont qu'un rôle mécanique. On peut voir qu'en l'absence de signal, les photons semblent se répartir sur l'intégralité du capteur. Dans le cas de commutations (FIGURE 2.7 (a)), l'intensité est bien sûr maximale au niveau des nœuds actifs, mais la densité de photons détectés sur des parties non actives (typique-

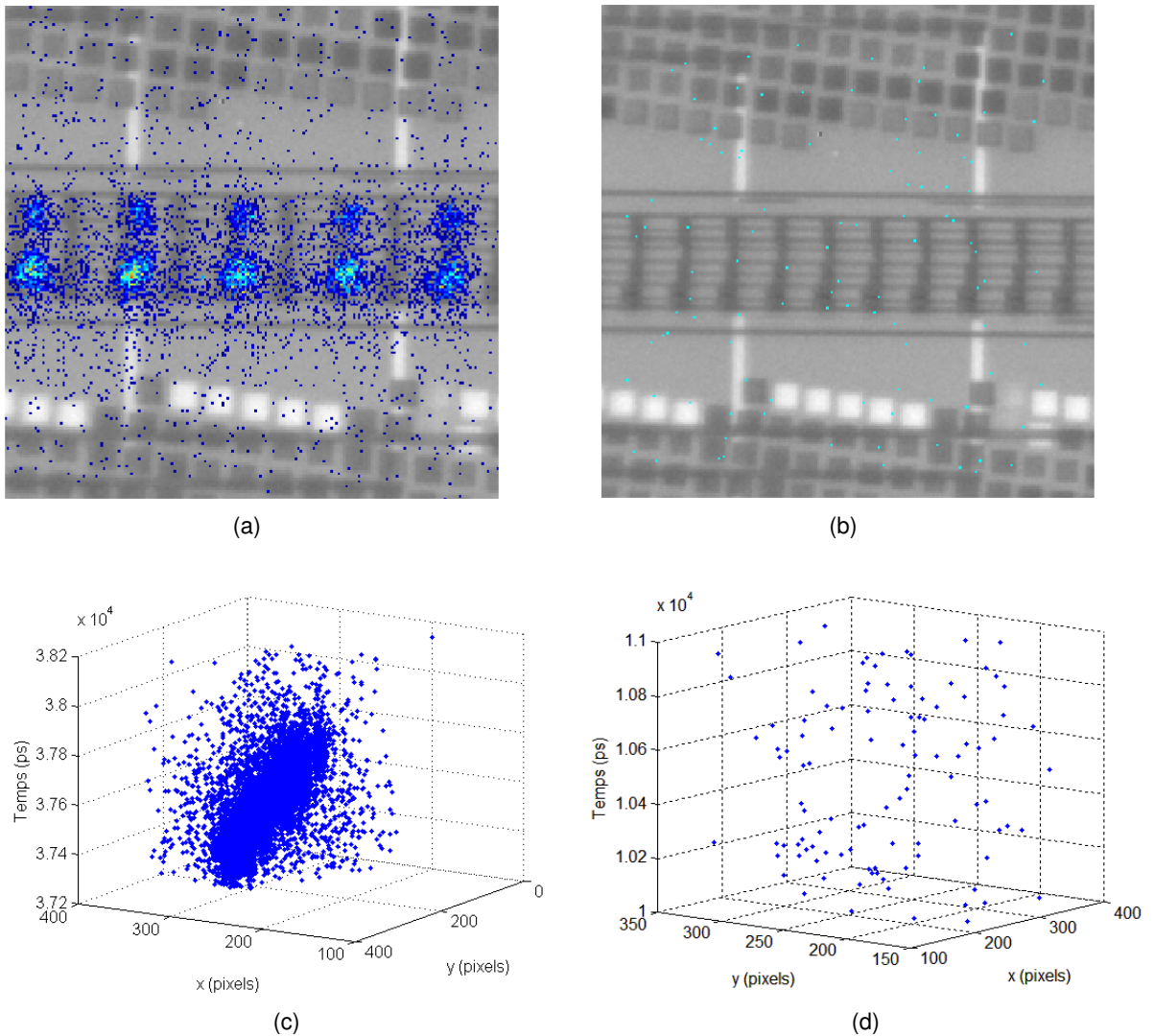


FIGURE 2.7 – Photons rapportés lorsqu'il y a commutation (a,c) et lorsque ce n'est pas le cas (b,d). Superposition sur l'image optique du circuit (a,b) et vues 3D (c,d).

ment le bas et le haut de la zone d'acquisition) semblent aussi plus élevées. La FIGURE 2.7 (c) permet d'étudier comment se propage le signal électrique puisqu'on observe plus tard une densité de photons plus élevée pour les pixels dont la coordonnée y est comprise entre 0 et 200 que pour les pixels de coordonnées supérieures.

Le fait que la densité de photons augmente dans les zones sans signal lors d'une commutation suggère deux possibilités :

- Il s'agit effectivement de photons de signal émis par les nœuds actifs, mais qui, par diverses interactions avec la matière (réfraction, réflexion sur des métallisations, etc), ont été détectés loin de l'endroit où ils ont été émis.
- Un ou plusieurs des processus de bruit voit ses propriétés statistiques changer lors-

qu'il y a commutation. Par exemple, l'activité du circuit engendrerait une élévation du gradient de température, donc une pollution de l'environnement plus importante que lorsque le circuit est statique.

Les hypothèses de stationnarité et d'ergodicité ne semblent plus garanties sur l'intégralité de la séquence de test et deux cas de figure doivent être considérés : soit le circuit est dans un état statique, soit il est en commutation. Le niveau de bruit est supposé plus important dans le second cas.

4.2/ RÉOLUTION

4.2.1/ SYSTÈME OPTIQUE LIMITÉ PAR LA DIFFRACTION

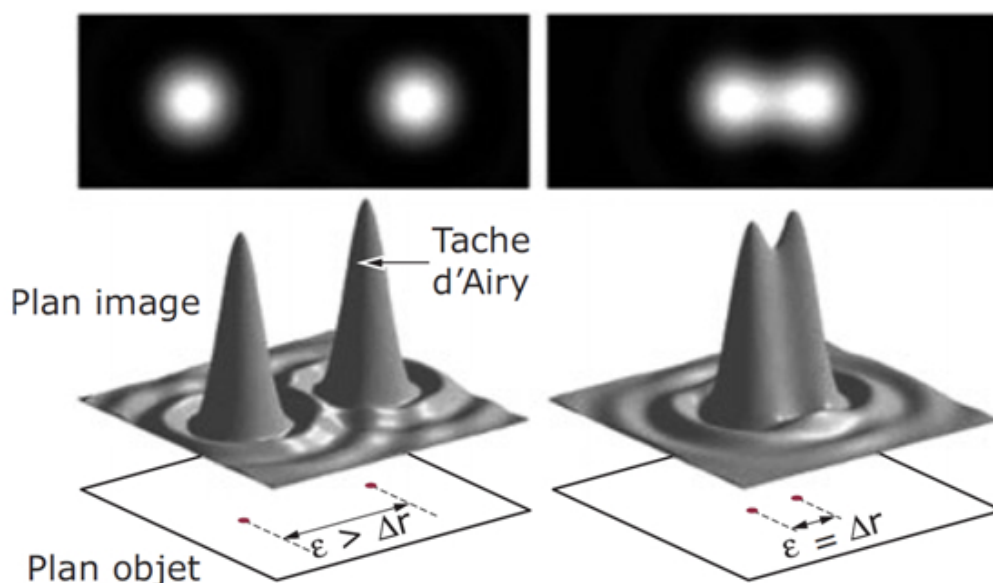


FIGURE 2.8 – Tâches d'Airy de deux sources ponctuelles voisines. Cas résolu (à gauche) et cas à la limite de résolution (à droite) [70].

Dans un système optique, l'image d'une source ponctuelle constitue la fonction d'étalement du point (PSF - Point Spread Function), sa réponse impulsionnelle. Pour un système seulement limité par la diffraction, cette image sera une tâche d'Airy (voir FIGURE 2.8 pour des exemples 3D). La taille des lobes est liée à la longueur d'onde et une plus petite valeur induira des lobes du disque d'Airy plus fins. Le pouvoir de résolution du système est sa capacité à permettre la séparation dans le plan image de deux sources

voisines d'une distance ϵ . Il existe plusieurs définitions de la limite de résolution. Pour un système seulement limité par la diffraction, lord Rayleigh proposa une expression mathématique de la distance minimum de résolution Δr [71] :

$$\Delta r = \frac{0,61\lambda}{n.\sin(\alpha)}, \quad (2.7)$$

où λ est la longueur d'onde, n l'indice de réfraction du milieu, α le demi angle de collection de l'objectif. La grandeur $n.\sin(\alpha)$ est l'ouverture numérique *N.A.* (Numerical Aperture). Cette limite de résolution correspond à l'intersection du maximum de la première tâche d'Airy avec le premier zero en partant du lobe principal de la seconde tâche d'Airy. En se basant sur les travaux de Rayleigh, Sparrow a proposé une seconde limite de résolution [72] :

$$\Delta r = \frac{0,5\lambda}{n.\sin(\alpha)}. \quad (2.8)$$

Ces deux critères semblent être les plus utilisés dans le cadre de microscopie pour l'analyse de circuit intégrés [73]. Pour les deux formules, en dehors d'un coefficient constant, les paramètres intervenant sont les mêmes. On retiendra donc que :

- La distance minimum de résolution est proportionnelle à la longueur d'onde.
- Elle est inversement proportionnelle à l'ouverture numérique.

Dans le cadre de l'émission de lumière dynamique, le domaine spectral de travail est imposé par la réponse spectrale du substrat et par l'énergie relaxée par les porteurs chauds (voir chapitre 1 pour connaître en détails le spectre correspondant). Jouer sur le paramètre λ pour avoir une meilleure résolution n'est pas une solution envisageable. D'un autre côté, l'ouverture numérique peut être modifiée en intervenant au niveau du système d'acquisition. Cette approche a été explorée dans le cadre du développement de solutions basées sur l'immersion [74, 75].

Les lentilles à immersion solide (SIL - Solid Immersion Lens) ou liquide sont des optiques placées entre le composant et l'objectif usuel qui ont la particularité d'avoir un indice de réfraction supérieur à l'air (milieu d'interface usuel entre l'échantillon et l'objectif). Cette lentille doit être au contact à la fois du circuit et de l'objectif pour qu'il n'y ait pas d'air, sinon tout le bénéfice est perdu. En considérant le modèle de Sparrow et une longueur d'onde d'émission de 1100 nm (légèrement supérieure à la largeur de bande interdite du silicium), si les photons évoluent dans l'air dont l'indice de réfraction est 1 et que l'angle

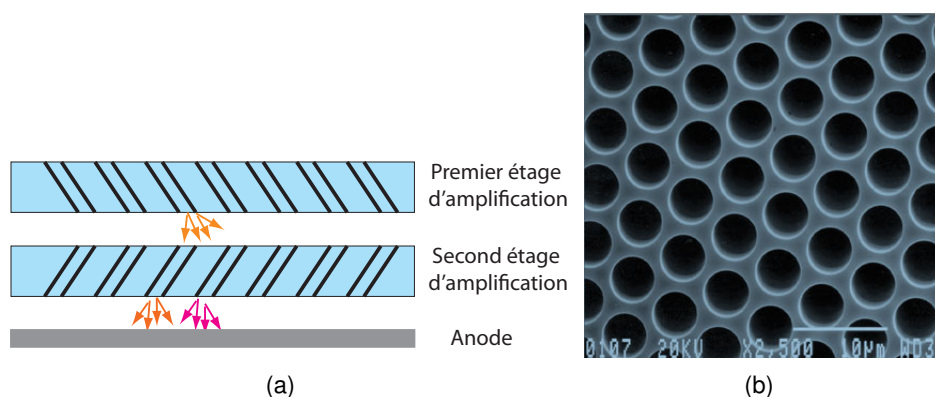


FIGURE 2.9 – (a) Schéma de principe de l'émission de flux d'électrons parasites dans un système multi-étage et (b) Image au MEB d'un MCP [77].

de collection est maximal (c'est à dire 90°), la distance minimale pouvant être résolue est de 550 nm. L'émission du MOSFET en saturation se produit dans la zone de pincement du canal de conduction, qui n'est qu'une fraction de la largeur de grille, donc vouloir observer chaque source d'émission individuellement sur des technologies fortement sub-microniques n'est pas possible dans ces conditions. Si le milieu d'interface possède un indice de réfraction plus élevé, de l'ordre de 2 par exemple, la distance minimum devient alors 275 nm. D'où le bénéfice de l'immersion.

Comme il est souligné dans [76], les deux modèles de résolution maximale rapportés ci-dessus rentrent dans la catégorie des modèles dit "classiques" et ne peuvent s'appliquer qu'à un modèle théorique d'image et de système, afin de se rapprocher de la réalité, d'autres facteurs doivent être considérés comme les aberrations géométriques et chromatiques des optiques, la cohérence de la source ou l'ouverture du diaphragme, etc. Le capteur peut aussi avoir une influence.

4.2.2/ INFLUENCE DE L'IMAGEUR

Nous avons vu que l'intérêt principal du capteur MCP est de permettre à la fois une acquisition spatiale et temporelle. Le gain de multiplication de la galette est corrélé à la tension de polarisation des photomultiplicateurs. Afin d'éviter de générer trop de bruit, ce gain reste limité à une certaine valeur de compromis. Il se peut que ce gain ne soit pas assez important pour certaines applications.

L'association de plusieurs galettes permet d'assurer une génération de charges plus im-

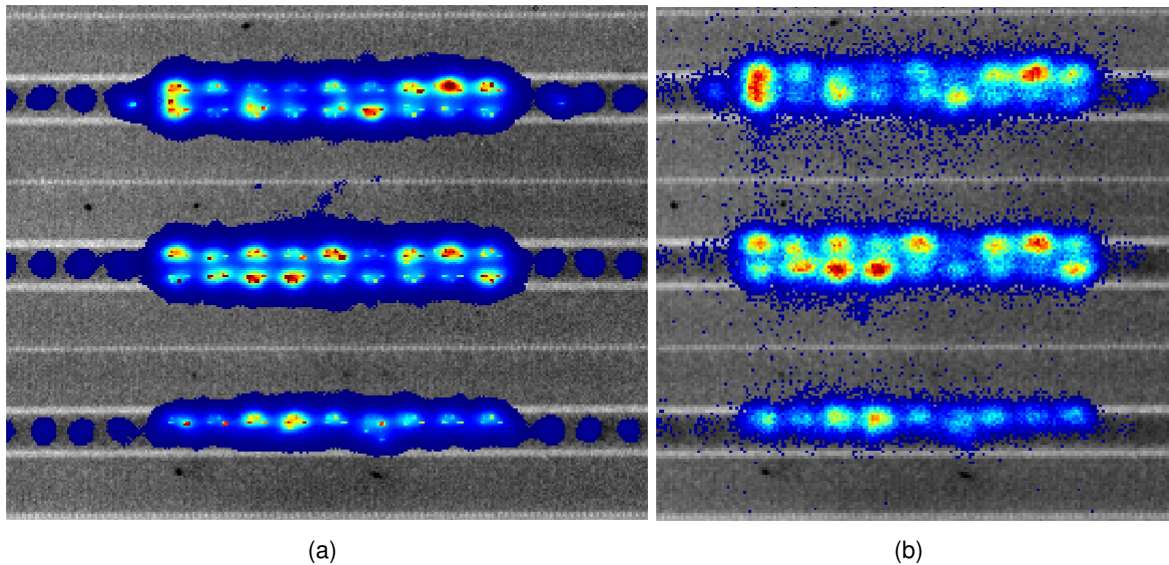


FIGURE 2.10 – Illustration de la différence de résolution spatiale pour l'émission entre le capteur InGaAs (a) et le capteur MCP (b).

portante et d'obtenir un signal détectable sur l'anode. Le jeu existant entre les deux ou trois galettes induit une première dispersion du flux de photon-électrons dans les microcanaux adjacents, les électrons se repoussant par interactions coulombiennes. Il y a génération de flux d'électrons parasites qui peuvent influencer sur le calcul de la position moyenne de détection du photon. Un schéma de principe est fourni en FIGURE 2.9 (a). De la même façon, plus l'anode est placée loin du dernier étage d'amplification, plus le flux sera dispersé en sortie et plus grande sera l'erreur d'estimation de position. Indépendamment de l'association ou non de plusieurs galettes, le fait que les canaux aient un certain espacement impacte aussi la résolution. Une image de la surface d'un MCP réalisée au microscope électronique est disponible en FIGURE 2.9 (b). Cette image montre la structure discrète en nids d'abeilles de ce type de capteur.

Un exemple de différence de résolution spatiale entre le capteur CCD InGaAs utilisé pour l'émission statique et le MCP est présenté en FIGURE 2.10. Ces images ont été acquises sur un FPGA Actel A3P1500 de technologie 180 nm où ont été programmées trois chaînes d'inverseurs stimulées à des fréquences différentes. L'image (a) est l'image acquise par le capteur InGaAs et (b) a été obtenue à partir des données TRI fournies par le MCP. Les spots sont mieux définis en (a) et il est même possible de distinguer les sommets des spots.

4.3/ CAS DE L'INCERTITUDE LIÉE AU REPLIEMENT ET À LA GIGUE.

Pour tout oscillateur, il existe une variation de phase appelée gigue (jitter en anglais) [78, 79]. Ce bruit est présent sur chaque période d'oscillation et fixe la qualité d'une horloge. Une gigue importante indique une référence temporelle non fiable. Toute séquence de test est cadencée par une horloge générale, qui sert aussi de référence au signal de déclenchement de séquence pour le système d'acquisition TRI. Dans le cas d'un vecteur de test long, composé de plusieurs centaines d'états, les erreurs s'accumulent au fur et à mesure de la séquence, si bien que l'incertitude est plus grande sur les dernières commutations que sur les premières. Lors d'acquisitions avec de longs vecteurs sur des circuits peu émissifs, la durée d'acquisition peut atteindre l'heure afin d'aboutir à un meilleur rapport signal sur bruit. Il peut se créer une accumulation d'erreurs à cause de la gigue, qui se répercutera sur la procédure de repliement. Dans le cas d'une faible gigue, les photons sont peu dispersés autour de l'instant de commutation durant lequel ils ont été émis. Inversement, en cas de gigue importante, cette dispersion augmente. En partant de l'hypothèse que la gigue suit une loi normale, la mesure de l'écart-type autour de chaque transition pour plusieurs acquisitions de forme d'onde est une méthode de caractérisation de la gigue [78].

4.4/ DISCUSSION SUR LA COMPLEXITÉ DES DONNÉES

Les contraintes abordées jusqu'à maintenant sont de nature physique et liées à la fois au phénomène étudié et au système d'acquisition. L'importance de la contribution du bruit à l'observation ainsi que le manque de résolution vont amener une certaine incertitude. Rappelons que l'objectif principal des techniques de localisation de défauts est d'obtenir une localisation potentielle du défaut à une échelle intermédiaire entre macroscopique et nanoscopique. Suite aux contraintes évoquées ci-dessus, deux questions vont se poser :

- Comment trouver et isoler les photons liés au défaut ?
- Avec quelle certitude peut-on garantir qu'il s'agit de la manifestation physique du défaut ?

Indépendamment des questions de réductions du taux de porteurs chauds sur les circuits les plus avancés, l'accroissement de l'intégration des transistors amène plus de nœuds d'émission par zone d'acquisition. La quantité de photons émis est corrélée avec

la charge en aval de la porte, si bien que toutes ne vont pas émettre en même quantité. Il y a alors une variabilité des densités de photons de signal dans l'espace (x,y,t) . Les séquences de test doivent aussi être plus longues afin de garantir une couverture optimale des fonctions du composant. Si les nouvelles technologies sont moins émissives, les acquisitions doivent être plus longues pour obtenir des données exploitables, phénomène renforcé par l'augmentation de la durée des séquences de test. Le volume de données devient aussi conséquent et il est fréquent d'avoir des bases TRI avec plusieurs centaines de milliers voir millions de photons. Enfin, étant donné que l'observation porte sur des phénomènes stochastiques, il est évident qu'il existe une certaine variabilité entre deux acquisitions. Au final, toutes ces considérations contribuent à renforcer l'incertitude quant aux données et complexifient l'analyse en TRI.

5/ CONCLUSION

L'émission de lumière dynamique est fondée sur l'exploitation d'un phénomène inhérent au fonctionnement de la structure CMOS : l'excès de porteurs chauds suite au passage du courant lors d'une commutation. Ce principe a pu être discuté en détail dans ce chapitre. Une fois celui-ci exposé, une attention particulière a été apportée à l'instrumentation. Le choix d'un capteur de type galette à micro-canaux permet d'obtenir simultanément les trois coordonnées (x,y,t) de chaque photon tout en garantissant un bruit d'obscurité faible (dark count). En contre-partie, la structure même du capteur et d'autres facteurs physiques limitent la résolution spatiale. Les faiblesses d'intensité d'émission du circuit et de rendement quantique du capteur et le nombre important de facteurs générateurs de bruit amènent des temps d'intégrations longs pour optimiser le rapport signal sur bruit. Dans ces conditions, si la référence temporelle n'est pas fiable, l'incertitude quant à la position des photons sur l'axe temps est d'autant plus élevée pour ces longues périodes d'acquisitions.

Ces biais de mesure et sources d'erreurs complexifient l'interprétation des données TRI après acquisition. Dans ce contexte, il devient en conséquence plus difficile d'isoler un nœud lié au défaut. Dans le chapitre suivant, nous nous proposons de revoir les solutions apportées par la communauté scientifique pour détecter des candidats au défaut à partir de traitements post-acquisition.

TRAITEMENT POST-ACQUISITION EN TRI

Sommaire

1	Introduction	62
2	Réflexion autour des stratégies de traitement	62
3	Discrimination signal-bruit	67
3.1	Filtrage Temporel : Positive Photon Discrimination	67
3.2	Filtrage spatial : identification automatisée des nœuds d'émission	68
3.2.1	Traitements d'images usuels	69
3.2.2	Seuillage d'image à partir d'estimation de distribution	69
3.2.3	Seuillage d'image couplé à un filtrage géométrique	69
3.2.4	Identification des nœuds à partir du layout	70
3.2.5	Identification des transistors actifs avec précision sub-résolution : Ajustement CAD/PSF	71
3.3	Filtrage 3D : Spatio-Temporal Photon Correlation	72
4	Extraction d'information	75
4.1	Pattern matching	75
4.2	Propagation de signal par détection synchrone	77
5	Acquisition modifiée pour le traitement post-acquisition	80
5.1	Maîtrise de la stimulation électrique pour amélioration de résolution optique	80
5.2	Acquisition comprimée pour amélioration du rapport signal sur bruit	82
6	Discussion autour de l'état de l'art	83
7	Conclusion	84

1/ INTRODUCTION

En émission de lumière dynamique, l'objectif est de déduire l'activité électrique d'une région à partir de son activité d'électroluminescence. Dans le cadre d'une analyse de défaillance, ces informations peuvent être exploitées pour étudier une zone d'intérêt et trouver les nœuds potentiellement liés au défaut. Comme il a été vu au chapitre 2, du fait des phénomènes physiques observés et de l'instrumentation utilisée, un certain nombre de verrous technologiques et de limites physiques viennent complexifier cette analyse. De plus, les progrès d'intégration entraînent des séquences de test plus longues, ce qui génère une gigantesque quantité de données. Autre critère à prendre en compte, le laboratoire réalisant l'expertise ne possède pas forcément toutes les informations sur le composant à analyser. Par exemple, le fabricant du circuit peut ne pas fournir le layout. En conséquence, il est légitime de se demander comment trouver un nœud défaillant, malgré ces contraintes. Autrement formulé, à système d'acquisition figé, est-il possible par des traitements post-acquisitions d'extraire des informations pertinentes des signaux TRI ?

Dans ce chapitre, nous rapportons une réflexion autour de différentes stratégies pour parvenir à ces fins. A partir de celles-ci, nous dressons un état de l'art du traitement post-acquisition pour l'émission de lumière dynamique et nous verrons comment ces outils peuvent s'insérer dans les stratégies définies en amont. Enfin nous verrons quelles problématiques restent ouvertes. La suite du manuscrit a pour dessein de proposer des solutions aux questions soulevées à partir de ces constats.

2/ RÉFLEXION AUTOUR DES STRATÉGIES DE TRAITEMENT

Isoler un nœud pour l'analyse physique revient à détecter celui dont le comportement n'est pas conforme à ce qui est attendu, ce qui implique soit d'avoir une spécification sur laquelle s'appuyer, soit d'avoir une référence et de comparer le comportement de ce nœud dans la référence et dans le circuit défaillant. La première approche ne peut s'appliquer dans un cadre d'étude "à l'aveugle" où aucune information n'est fournie alors que la seconde ne peut s'appliquer dans le cas d'un manque d'échantillons. Il s'agit là de scénarios critiques que ne nous ne considérerons pas dans ce manuscrit. On part

de l'hypothèse qu'un minimum d'informations est disponible, ainsi qu'un composant de référence. Enfin, précisons que la quantité d'informations *a priori* reste faible.

Nous avons vu que les données brutes TRI s'expriment dans un espace de dimension 3. L'exploitation usuelle requiert une transformation des données par intégration dans des sous-espaces, approche héritée de l'émission de lumière statique. Temporellement, les photons sont référencés à la picoseconde près alors que les coordonnées spatiales sont définies en pixels, avec des valeurs typiques comprises entre 1 et 512. Les séquences de test peuvent durer jusqu'à plusieurs millisecondes (soit 10^9 ps comme les photons acquis par le TriPHEMOS sont référencés à la picoseconde), il existe alors une très grande différence d'échelle entre les coordonnées spatiales et temporelles. Si l'on considère une précision de 1 ps, les photons sont situés dans un volume $512 \times 512 \times 10^9 = 262144 \cdot 10^9$ voxels, où 1 voxel = 1 pixel x 1 pixel x 1 ps. Ce rapide calcul montre l'immensité de l'espace de travail.

Un défaut peut induire une modification des propriétés du signal électrique transitant par le nœud étudié. Par exemple, l'amplitude et la fréquence peuvent être impactées par un défaut, ce qui a aussi une incidence sur le signal d'émission de lumière. Comme celui-ci va voir ses paramètres varier, il devient un vecteur d'information du changement de propriétés électriques et il est tout à fait envisageable de l'exploiter pour en extraire ces informations.

Il se dessine alors deux stratégies d'analyse :

- L'étude des variations d'un paramètre au sein de la zone d'intérêt. Cela revient à réaliser une cartographie spatiale du dit paramètre.
- La recherche et l'étude des photons liés au défaut dans l'espace (x,y,t).

Dans le reste du manuscrit, la première approche sera mentionnée comme l'approche séquentielle. On donne un exemple d'approche séquentielle en FIGURE 3.1. Dans un premier temps, on cherche à identifier les spots d'émission dans le plan (x,y) de façon automatique ou semi-automatique. Dans un second temps, à partir du signal TRE (signal de dimension 1, seules les valeurs temporelles sont considérées), on extrait le paramètre à synthétiser. Il peut s'agir d'un des signes distinctifs du défaut. Pour cette illustration, on associe à chaque spot une couleur déterminée par la durée de la période. Imaginons que dans une région, il n'est attendu que des spots émettant périodiquement tous les 100 ns, un spot avec une période 160 ns indiquerait une activité suspecte et par conséquent un

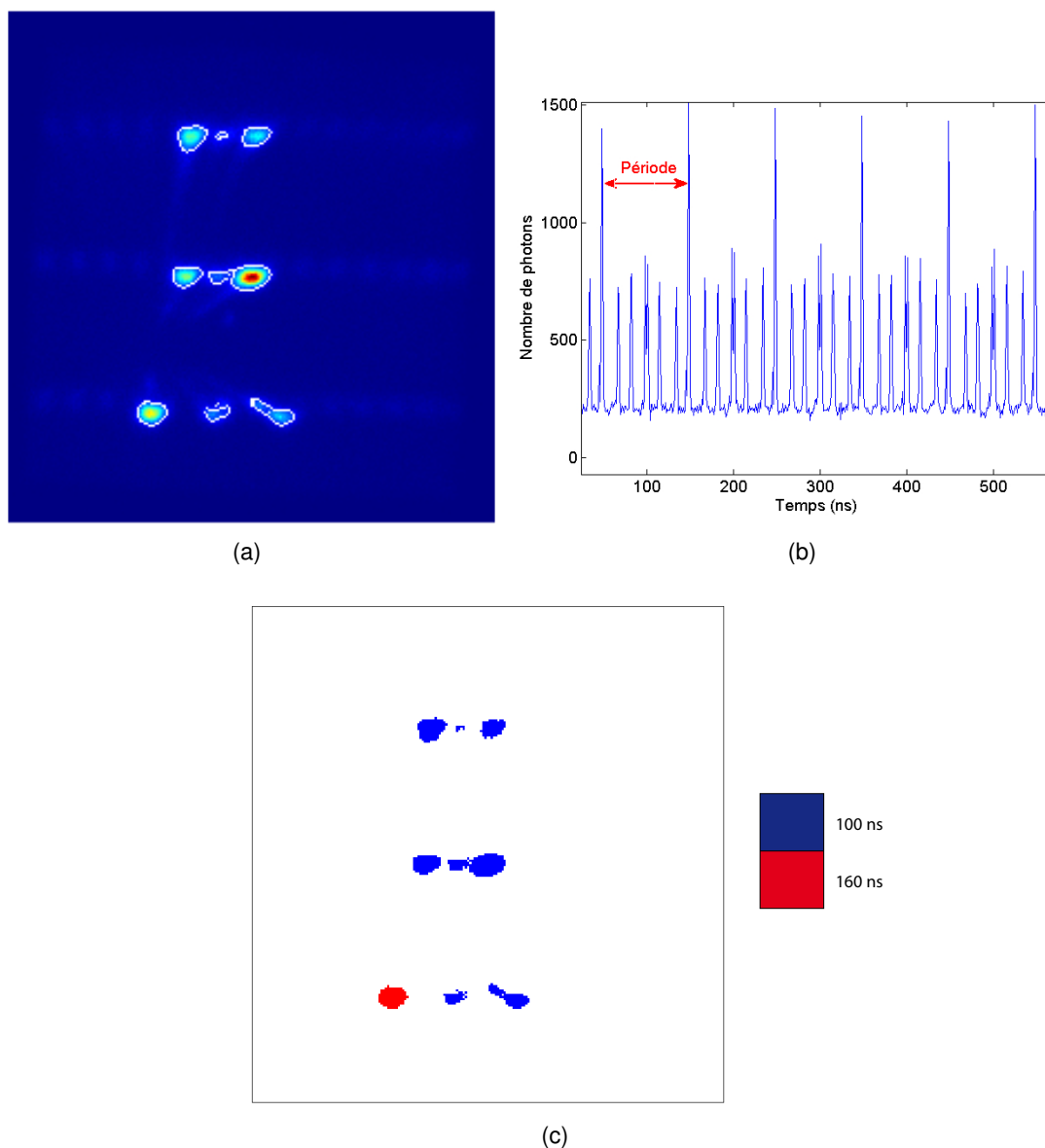


FIGURE 3.1 – Un exemple de décomposition du processus pour l'analyse séquentielle. Identification des nœuds dans le sous-espace (x, y) (a), analyse de la demi-période temporelle (b) et cartographie des résultats (c).

nœud qui nécessite une plus grande attention.

Dans la seconde approche, dite tri-dimensionnelle, on cherchera à isoler directement les photons liés au défaut. Ce (ou ces) groupe(s) de photons vont alors renseigner sur le lieu et l'instant où se manifeste le défaut. Cette précision est le principal avantage de l'approche 3D. Afin d'illustrer ce principe d'analyse, deux bases schématiques sont disponibles en FIGURE 3.2. Le schéma (a) simule les photons émis par un composant de référence et (b) ceux d'un composant défaillant. Trois groupes de photons sont visibles

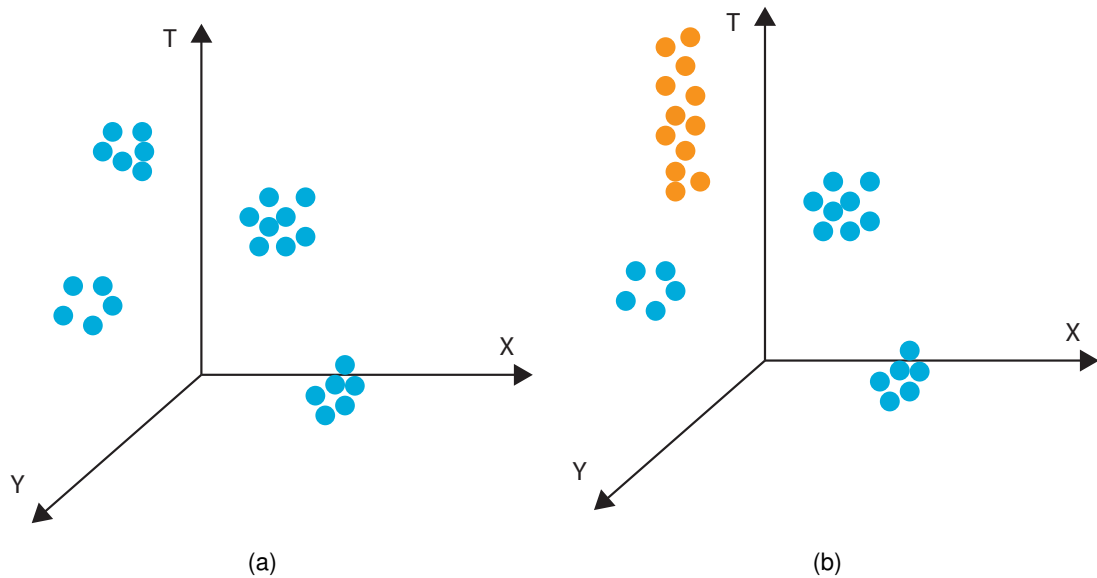


FIGURE 3.2 – Exemple de principe de l'analyse 3D. Cas d'une base acquise sur le composant sain (a) et d'un composant défaillant (b). Les photons en orange dans (b) sont des photons liés au défaut.

aux mêmes endroits et instants dans les deux bases, indiquant un fonctionnement normal en ces nœuds. Dans le cas défaillant, un groupe de photons (en orange) est bien plus dispersé suivant l'axe T que dans le composant sain, signe d'un comportement suspect. Tout l'enjeu de l'analyse 3D va donc être d'arriver à identifier ces photons. Cette approche sous-entend qu'il est nécessaire dans un premier temps d'être capable d'isoler les photons résultants de phénomènes électroluminescents (signal) au milieu d'une gigantesque masse polluée par les diverses contributions mentionnées dans le chapitre 2.

En contrepartie de la grande précision de la stratégie 3D, les intervalles de définition du signal 3D (ou la quantité de photons du point de vue base de données) sont extrêmement vastes, d'où des demandes en ressources de calculs plus importantes. De plus l'interprétation des résultats n'est pas forcément évidente, tout du moins pas aussi naturelle que dans le cas séquentiel. De même l'intégration/projection dans un sous espace doit permettre une identification plus facile des lieux et instants d'émission de photons, suite à un accroissement de la densité de signal. L'approche séquentielle possède l'inconvénient d'introduire plus d'étapes de calcul, donc un risque d'erreurs d'approximation plus important. La TABLE 3.1 offre une synthèse de tous les avantages et inconvénients de chacune

Processus de traitement	Séquentiel	Tri-dimensionnel
Descriptif	1. Traitements d'une projection/intégration 2D (plans (x,y),(x,t), (y,t)). 2. Traitements d'une projection/intégration 1D. ou <i>vice versa</i> .	Traitements directement appliqués dans l'espace $(O, \vec{x}, \vec{y}, \vec{t})$.
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> – Interprétation naturelle des résultats. – Amélioration de la densité de signal lors de l'intégration. 	<ul style="list-style-type: none"> – Précisions des résultats.
Inconvénients	<ul style="list-style-type: none"> – Cumul des approximations et erreurs introduites à chaque étape. 	<ul style="list-style-type: none"> – Ressources de calculs nécessaires. – Interprétation moins évidente.

TABLE 3.1 – Synthèse des stratégies de traitements

des approches.

Puisque les faiblesses d'une approche sont les forces de l'autre, il est plus intéressant de chercher à développer chacune d'elles que de les mettre en concurrence. Il s'agit de regards différents sur les mêmes données, qui peuvent se compléter et apporter des informations supplémentaires à l'analyste, donc une aide dans la formulation du diagnostic. Pour cette raison, l'approche séquentielle et l'approche 3D ont toutes les deux été étudiées dans le cadre de cette thèse.

Maintenant que les stratégies de traitements ont été définies, il convient de voir quelles réponses les communautés scientifiques et techniques ont apportées aux problèmes rencontrés en émission de lumière dynamique et comment elles peuvent s'insérer dans les processus établis dans cette section.

3/ DISCRIMINATION SIGNAL-BRUIT

3.1/ FILTRAGE TEMPOREL : POSITIVE PHOTON DISCRIMINATION

La Positive Photon Discrimination (PPD) [80] n'opère que sur des signaux temporels. Il s'agit d'une combinaison d'approches fréquentielles et statistiques pour filtrer le signal. Le processus se décompose en trois étapes :

1. pondération du signal TRE ;
2. filtrage passe-bas ;
3. seuillage statistique.

Le signal TRE (Time Resolved Emission, signal d'émission sur t), subit une première transformation par pondération des pics d'émission. Le signal original est convolué avec une fonction porte dont la largeur est définie à partir de la gigue du système d'acquisition. Comme la densité de photons est plus importante lorsqu'il y a commutation, les photons détectés à cet instant doivent pouvoir bénéficier de cette pondération. En partant de l'hypothèse de stationnarité du bruit en l'absence de commutation, les niveaux des pics TRE en dehors de transitions électriques ne doivent être que très peu affectés par cette pondération.

Dans un second temps, le signal pondéré est exprimé dans le domaine de Fourier. Le bruit est considéré comme blanc et additif. Une fréquence seuil f_T est fixée empiriquement telle que toutes les harmoniques de fréquence supérieure à f_T soient mises à zéro.

L'histogramme du signal filtré se présente comme le mélange de deux distributions. La première distribution, de moyenne la plus basse, est liée à la densité de probabilité du bruit. La distribution générée par les poids de plus hautes valeurs correspond au signal. Si la limite entre les deux séparations n'est pas évidente, il est possible de se baser sur la fonction de répartition estimée (l'histogramme cumulé) et de fixer un second seuil en dessous duquel les pics seront considérés comme du bruit. Par exemple, si l'on estime que seulement 1% des pics peuvent être du signal, alors le seuil est choisi comme le poids w pour lequel $p(X < w) = 0,99$.

L'approche développée dans cette méthode est discutable sur plusieurs points. Tout d'abord, l'ensemble du processus de comptage de photons suit une statistique de Poisson, et pas seulement le bruit (voir chapitre 2). Dans un cas idéal, l'allure attendue de

l'histogramme est donc la combinaison de deux distributions de Poisson. Dans la majorité des cas, il existe un intervalle commun de définition pour ces deux distributions. Suivant l'intersection, il est tout à fait possible de supprimer une partie non négligeable de la distribution du signal en effectuant un seuillage statistique. Le second point critique porte sur l'aspect fréquentiel. Les phénomènes observés sont des pics d'émission dont l'allure est définie par celle du courant. Dans le cas d'une structure CMOS idéale non chargée, le courant suit une forme gaussienne, mais dans le cas réel, la charge induit une décroissance beaucoup plus longue que la croissance. Avec une fréquence d'échantillonnage appropriée et une quantité de photons suffisante, il ne s'agit donc pas d'impulsions de Dirac. En définitive, les hautes fréquences sont un élément de définition important des pic TRI et supprimer celles-ci revient à amputer le signal d'une partie de son énergie, sans parler de l'incidence sur les durées de transitions dans le domaine temporel.

Ajoutons que le fait de seuiller les hautes fréquences dans le domaine de Fourier revient à convoluer le signal avec un filtre passe bas idéal dont la réponse impulsionnelle est définie par :

$$|H(f)| = \begin{cases} 1 & \text{si } |f| \leq f_c \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.1)$$

Cette fonction porte présente le désavantage d'introduire des oscillations lors de la synthèse en temporel par distorsion de phase. Enfin, ajoutons que les différents seuils sont définis par l'opérateur, donc soumis à une variabilité d'un individu à l'autre.

3.2/ FILTRAGE SPATIAL : IDENTIFICATION AUTOMATISÉE DES NŒUDS D'ÉMISSION

Si l'identification de spots d'émission peut sembler aux premiers abords être une problématique liée à l'émission de lumière statique, elle possède un intérêt indéniable en émission de lumière dynamique puisque le processus de traitement séquentiel introduit en section précédente inclut une étape d'identification des nœuds.

3.2.1/ TRAITEMENTS D'IMAGES USUELS

En plus de constituer une des références historiques sur l'émission de lumière dynamique, il est rapporté dans [54] une série de traitements visant à identifier plus facilement les spots d'émission. La première étape consiste à faire une intégration lorsqu'il n'y a aucune activité dans la zone étudiée. Cette image de background (ou dark) est ensuite soustraite à l'image acquise lorsque le composant est actif. Les spots sont ensuite mis en valeur par des traitements d'images tels que l'étirement ou l'égalisation d'histogrammes. L'étape de soustraction du background permet de réduire l'intensité des pixels de bruit dans l'image (dus au courant d'obscurité, etc), mais également l'intensité des pixels qui acquièrent des activités non transitoires (type émission de transistors bipolaires, etc).

3.2.2/ SEUILLAGE D'IMAGE À PARTIR D'ESTIMATION DE DISTRIBUTION

À la suite des premiers travaux sur l'extraction d'informations en émission de lumière, une méthode de seuillage d'image est décrite dans [81]. Dans l'histogramme de l'image, le signal et le bruit suivent une distribution quasi-gaussienne. Comme il est possible qu'il y ait un recouvrement des distributions bruit/signal, l'auteur de cet article suggère de réaliser une première estimation de la distribution de bruit en ne prenant qu'entre 25 et 50 % des pixels de plus faibles intensités. Les pixels appartenant à cette distribution sont ensuite filtrés (l'exemple d'un filtre moyenneur est donné dans le brevet) puis une nouvelle estimation de la distribution de bruit est calculée. Il est attendu que suite à ce nouveau calcul, le bruit soit plus facilement séparable du signal. L'opérateur fixe un seuil et les pixels en-dessous de celui-ci sont mis à zéro.

3.2.3/ SEUILLAGE D'IMAGE COUPLÉ À UN FILTRAGE GÉOMÉTRIQUE

L'approche proposée par Barton dans [82] est d'utiliser une méthode de seuillage manuelle couplée à un filtre non linéaire. Pour la partie seuillage, l'utilisateur définit une zone de forte intensité dans l'image qui correspond à un spot d'émission avéré et calcule une intensité moyenne dans la zone. Ensuite, l'intensité moyenne de bruit est estimée dans une zone sans nœud actif. Le seuil est choisi entre ces deux valeurs. De façon à limiter les pics de bruit, l'image est pré-traitée par filtre géométrique de Crimmins [83]. Originellement développé pour traiter le bruit de type speckle (tavelure ou chatoiement),

ce filtre vise à uniformiser l'image en remplaçant les pixels dont l'intensité est singulière par rapport à leur voisinage par des valeurs plus proches de celles-ci. Concrètement, on parcourt l'image en l'étudiant pixel par pixel avec un voisinage de 3×3 . L'intensité du pixel central de la fenêtre est analysée par rapport à celles de ces voisins suivant 8 configurations différentes (enveloppes convexes). En résumé, si le pixel possède une valeur inférieure à celle de son voisinage, il sera augmenté et dans le cas inverse, diminué.

Le processus est répété tant que l'opérateur n'estime pas le résultat satisfaisant. D'après Barton, pour des images acquises en émission de lumière, seules quelques itérations suffisent pour obtenir un résultat correct. Le choix de ce filtre est justifié par sa capacité à ne pas trop impacter les formes des spots de signal puisque leur intensité est beaucoup plus importante que celle du bruit.

Le traitement présenté par Barton part du postulat que l'ensemble des spots émettent avec des intensités similaires. L'utilisation de filtres géométriques, uniformisant le contenu d'image tout en préservant les contours, a pour objectif de renforcer la différenciation entre les pixels appartenant à la classe "signal" et ceux appartenant à la classe "bruit". L'augmentation du nombre de nœuds pouvant commuter à des fréquences différentes dans la région d'acquisition vient contredire cette hypothèse : le signal peut avoir une intensité variable dans l'image. Le choix d'un seuil unique est donc plus risqué, ce qui est renforcé dans un cadre d'acquisition "à l'aveugle", où l'opérateur n'a pas connaissance du layout.

3.2.4/ IDENTIFICATION DES NŒUDS À PARTIR DU LAYOUT

L'idée est de discriminer spatialement les photons à partir des informations de design du circuit. La résolution spatiale n'est alors limitée que par celle du système optique. Une description complète est disponible dans [84].

Le traitement décrit dans le brevet [85] va plus loin en proposant d'utiliser en plus du layout des informations physiques pour créer une simulation de cartographie d'émission et la comparer automatiquement à celle obtenue par l'acquisition. Un trop grand désaccord d'intensité entre simulation et acquisition indique un nœud potentiellement défaillant.

L'inconvénient majeur de ces approches est qu'elles requièrent le design du circuit, ce

qui n'est pas toujours disponible. Le laboratoire réalisant l'analyse de défaillances peut être indépendant et le fabricant ne communique pas forcément ces informations à une tierce partie. Autre cas de figure : l'objectif est d'étudier un composant en rétro-ingénierie. Cette approche de filtrage spatial présente néanmoins l'avantage d'être fondée sur des hypothèses fortes (connaissance précise des localisations des nœuds) et ne requiert pas l'intervention humaine, donc les résultats sont indépendants de l'utilisateur.

3.2.5/ IDENTIFICATION DES TRANSISTORS ACTIFS AVEC PRÉCISION SUB-RÉSOLUTION : AJUSTEMENT CAD/PSF

Une parfaite connaissance du circuit et du système d'acquisition permet d'aller plus loin qu'une simple localisation des nœuds. Ainsi, le traitement décrit dans le brevet [86] vise à identifier avec une précision inférieure aux limites optiques du système les transistors actifs dans la zone considérée. Le dessin du circuit (CAD - Computer Aided Design) et la fonction d'étalement du point (PSF - Point Spread Function) du système optique sont les paramètres d'entrée du processus. L'opérateur réalise une première acquisition de la zone d'intérêt lorsqu'il y a une activité électrique. Celle-ci est alors la vérité terrain. En utilisant la CAD et la PSF système (PSF_{sys}), une PSF spot est estimée (\widehat{PSF}_{sp}) pour chacun des nœuds en faisant varier les transistors actifs et inactifs lors de la simulation. La \widehat{PSF}_{sp} étant la plus proche de la PSF spots mesurée permet de connaître précisément les transistors qui y participent.

Ce processus se base entièrement sur une approche statistique et probabiliste : l'ajustement est réalisé par la méthode des moindres carrés (loi du χ^2 , distribution de Fisher, etc). Encore une fois, l'inconvénient majeur reste l'ensemble des données requises en entrée de traitement. Une parfaite connaissance du circuit et du système est nécessaire. Il faut non seulement savoir combien de transistors peuvent participer au spot étudié, mais aussi avoir accès aux paramètres physiques qui permettent d'émuler l'émission d'un transistor, qu'il soit isolé ou dans un ensemble de portes logiques. Enfin, étant donné qu'il s'agit d'un brevet, aucune information n'est fournie sur la durée du traitement, mais on peut supposer qu'avec le nombre important de transistors se trouvant dans une région et la complexité des opérations (simulation, convolution, etc), les temps de calcul peuvent être relativement importants.

3.3/ FILTRAGE 3D : SPATIO-TEMPORAL PHOTON CORRELATION

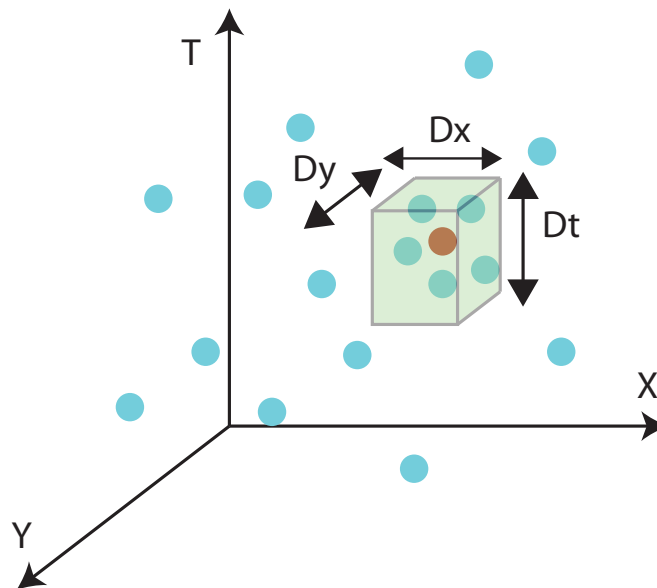


FIGURE 3.3 – Principe de pondération en STPC

Dans l'espace tri-dimensionnel $(O, \vec{x}, \vec{y}, \vec{t})$ où sont définies les positions des photons détectés par le capteur, une commutation se traduit par une augmentation locale de la densité. La méthode tri-dimensionnelle Spatio-Temporal Photon Correlation (STPC) [87] exploite ce phénomène pour filtrer la base de données. Les photons localisés dans des lieux de faibles densités sont considérés comme du bruit.

Le processus s'appuie sur une estimation par noyau. Il peut être vu comme une généralisation 3D de la positive photon discrimination en supprimant l'étape de filtrage fréquentielle.

On donne en FIGURE 3.3 un schéma de description du processus de pondération. Pour commencer, l'opérateur définit une fenêtre de voisinage (paramètres $\delta x, \delta y$ et δt). Pour chacun des photons ph_i , un coefficient de pondération est calculé en comptant le nombre de voisins situés dans le volume $V = \delta x \cdot \delta y \cdot \delta t$ centré sur ph_i . Dans le schéma de la FIGURE 3.3 le photon étudié est représenté en rouge et le volume défini par les paramètres d'entrée est représenté en vert. On peut voir que ce photon possède 5 voisins dans son voisinage, ce qui donnera un poids de 6 (les 5 voisins + lui-même). Le processus est répété pour chaque photon de la base de données, donnant une fonction pondération générale. Un exemple de résultats de fonctions pondération est disponible en FIGURE

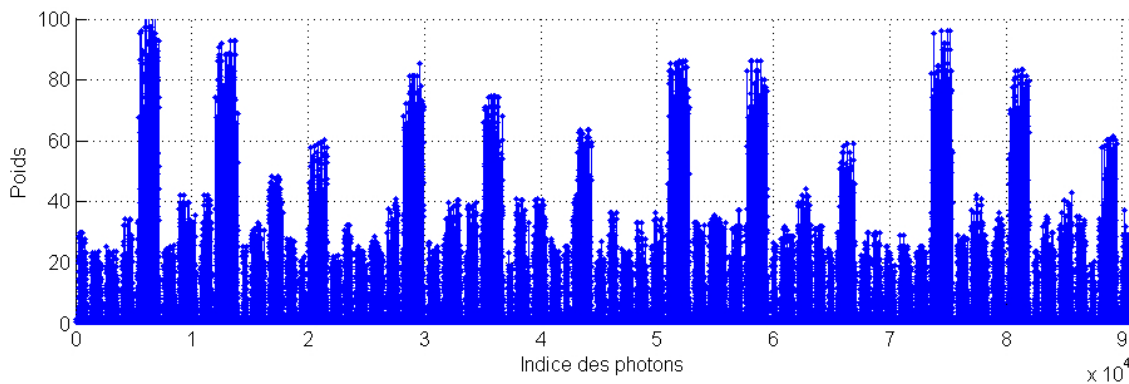


FIGURE 3.4 – Exemple de pondération sur base de données réelle.

3.4. Par observation de cette fonction, l'utilisateur définit un seuil. Seuls les photons dont le poids est supérieur au seuil sont gardés. Un exemple de résultats après filtrage est donné en FIGURE 3.5. La couleur du photon dans cette représentation est fixée à partir de son poids et par conséquent, de la densité locale. Un photon en rouge indique une très forte densité locale alors qu'un photon bleu indique une valeur de moindre importance. Sur cette figure, on peut aisément distinguer des groupes de photons séparés qui correspondent aux commutations.

Le traitement STPC présente l'avantage d'utiliser simultanément l'ensemble des informations à disposition (x, y, t) afin d'accroître la précision du filtrage. Si la densité des photons de signal varie, c'est à dire que chaque nœud occupe un espace comparable (nombre équivalent de transistors) et est soumis aux mêmes conditions de stimulation (nombre équivalent de photons émis, durées et fréquences de sollicitations similaires), on peut s'attendre à ce que ce traitement soit optimal. En outre, l'utilisation de techniques d'indexation peut être envisagée pour améliorer la vitesse d'exécution (recherche de voisins plus rapide).

D'un autre côté, le STPC requiert que l'acquisition ait été suffisamment longue pour garantir une densité de photons aux moments des commutations supérieure à la densité de photons de bruits. Dans le cas contraire, il peut être difficile de définir un seuil puisque la différence pondération bruit/pondération signal est trop petite.

Comme les zones d'intérêts se complexifient, il est possible de rencontrer des nœuds d'intensités d'émission différentes. En conséquence, les densités de signal peuvent être variables et lorsqu'on définit un seuil unique trop haut, il existe un risque d'identifier des

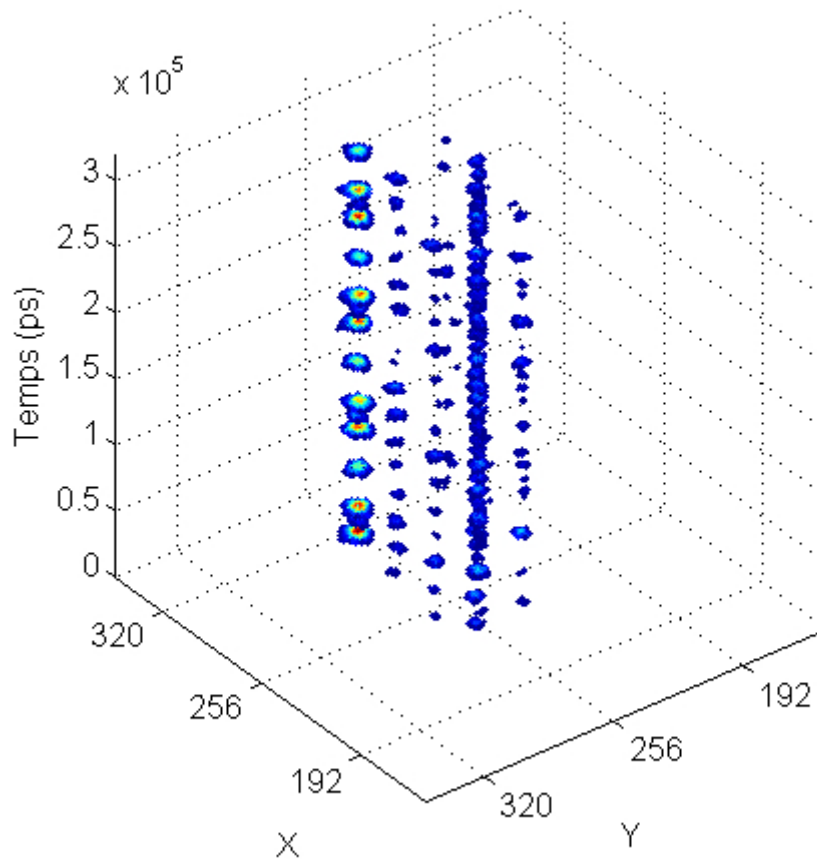


FIGURE 3.5 – Exemple de bases de données après filtrage STPC.

photons comme bruit alors que ce n'est pas le cas. Précisons qu'une étude a été réalisée au CNES en 2003 en se basant sur un test statistique pour choisir de façon automatique un seuil en ne demandant à l'opérateur que de choisir un risque [88]. Néanmoins, encore une fois, cette étude ne considérait qu'une seule densité moyenne de bruit et de signal.

Le choix des paramètres de définition du voisinage peut aussi constituer un autre point critique en cas de manque d'information. Les dimensions de la fenêtre de calcul du nombre de voisins peuvent être choisies en tenant compte des limites de détection ou encore en ayant une parfaite connaissance du circuit (durée de commutation, etc). Dans le cas où ces informations ne sont pas disponibles, il est moins évident de définir ces paramètres. Si les dimensions sont trop petites, il existe un risque que tous les photons se voient attribuer le même poids, ce qui complexifie le choix du seuil.

Enfin, le STPC n'a été élaboré que pour filtrer. L'isolation de photons liés à une défaillance par comparaison visuelle des bases de données post-filtrage peut se révéler délicate

s'il y a des milliers d'événements d'émission dans la zone d'intérêt. Ce traitement est donc extrêmement intéressant comme première étape d'un processus global d'analyse des signaux d'émission de lumière dynamique mais ne peut que difficilement permettre d'isoler la signature du défaut dans des cas d'étude complexes.

4/ EXTRACTION D'INFORMATION

Ces traitements ont pour objectifs de réaliser une analyse fonctionnelle évoluée du circuit sous test. Il s'agit de traitements de plus hauts niveaux que ceux présentés jusqu'à maintenant dans le sens où ils interviennent plutôt en fin de chaîne, après qu'il y ait eu filtrage.

4.1/ PATTERN MATCHING

Le pattern matching [89], ou filtrage par motifs, permet l'analyse point par point d'un signal logique. La technique est une application de ce qui se fait au niveau du test électrique à la caractérisation/localisation de défauts. Rappelons que dans le test électrique, les signaux des entrées/sorties sont comparés à des vecteurs logiques de référence. Ce principe est la base du pattern matching.

Les signaux TRE permettent une connaissance des instants de transitions dans les signaux électriques (ce qui se traduit par des pics de tailles différentes). Le pattern matching en TRE vise à identifier de façon rapide les nœuds et les instants où il n'y a pas eu la transition attendue. La séquence de test logique est tout d'abord convertie en vecteur de transitions \vec{R} . On note r_i la $i^{\text{ème}}$ composante de ce vecteur. Pour créer le vecteur des transitions observées \vec{O} , dont la $i^{\text{ème}}$ composante est notée o_i , l'opérateur fixe deux seuils. Si le nombre de photons du pic considéré est supérieur au premier seuil, on considère qu'il y a eu commutation avec certitude, ce qui se traduit par un $o_i = 1$. Si la quantité de photons est inférieure au second seuil, alors il n'y a pas eu de commutation, soit $o_i = 0$. Dans le cas d'une valeur intermédiaire, il y a indétermination sur la nature du pic, alors $o_i = X$. Le vecteur de comparaison \vec{PM} coordonnée par coordonnée entre les deux vecteurs \vec{R} et \vec{O} est défini par les règles suivantes :

1. Si $o_i = 1 = r_i$, alors $pm_i = 1$.

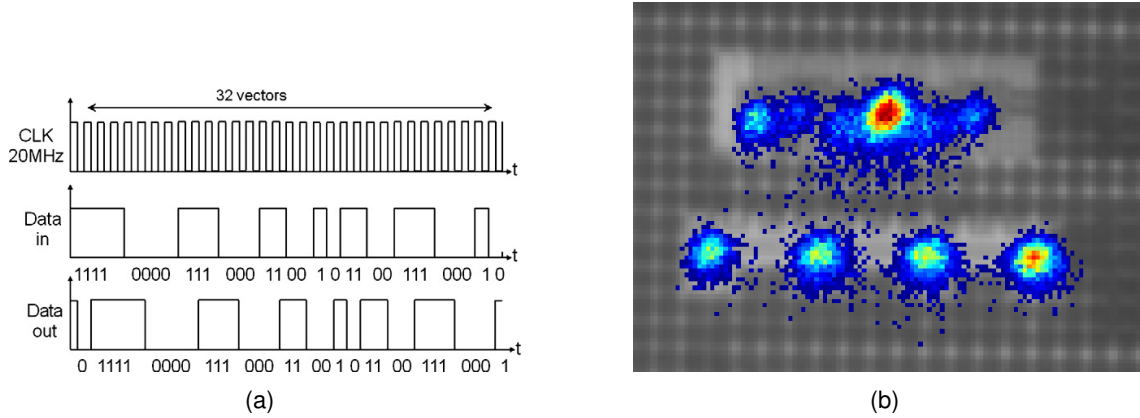


FIGURE 3.6 – Séquence utilisée pour l'analyse en pattern matching (a) et émission superposée au pattern (b) [89].

2. Si $o_i = \bar{r}_i$, où \bar{r}_i indique le complémentaire de r_i , alors $pm_i = -1$.
3. Si $o_i = X$, alors $pm_i = 0$.

Pour chaque vecteur d'observation, un score global est calculé par la formule $Sc = \sum_{i=1}^n pm_i$. Plus ce score est négatif, plus y a discordance entre ce qui est attendu et ce qui est observé, ce qui indique un nœud à investiguer en priorité.

L'intérêt principal de ce type de traitement est de pouvoir analyser de très longues séquences de test. On donne en FIGURE 3.6 un exemple d'une séquence de test et sa cartographie d'émission, tous deux extraits de [89]. Le circuit de test est composé de deux bascules D en technologie 45 nm. Le filtrage par motif est appliqué aux deux signaux potentiellement rencontrés dans cette zone d'acquisition, c'est à dire le signal de données et le signal d'horloge. Les résultats du pattern matching sont présentés en FIGURE 3.7 (a) et (b). On remarque qu'une zone offre un score bien plus élevé que les autres nœuds pour le signal d'horloge, il s'agit donc d'une région fortement liée à l'horloge. A noter que le processus est appliqué directement en 3D, l'espace étant divisé en voxels de dimensions 2 px x 2 px x 9 ns, centré autour des instants où il y a un front d'horloge (montant ou descendant).

La définition des paramètres (dimensions des voxels et seuils) reste pour l'heure manuelle et demeure un des points critiques de la méthode. Néanmoins, une démonstration des possibilités offertes par le couplage pattern matching/simulation électrique a été présentée dans [90].

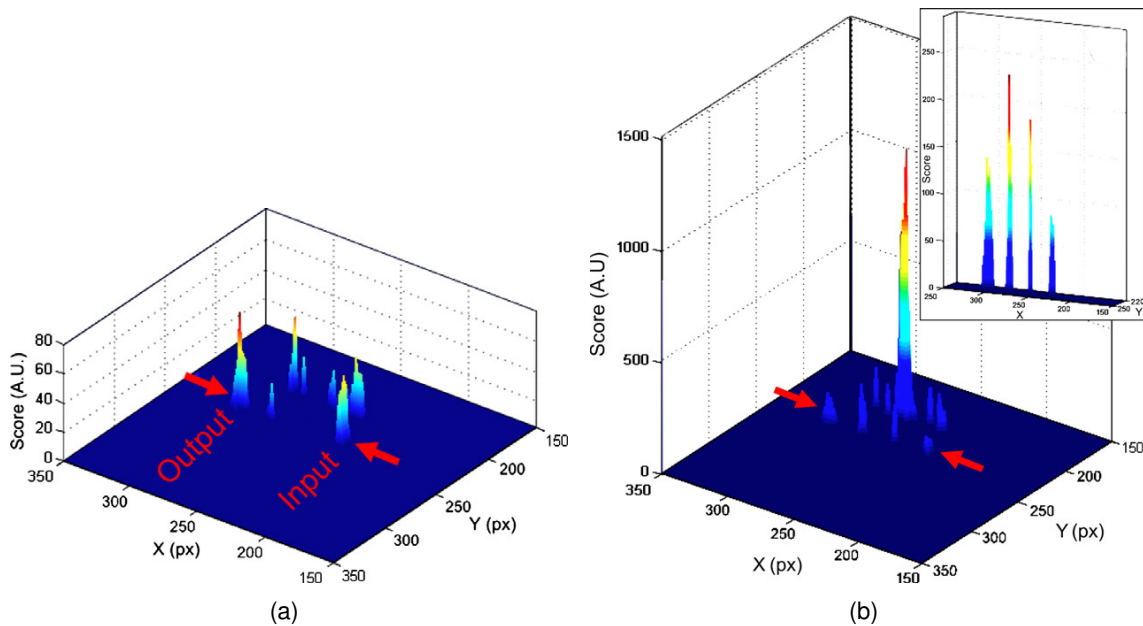


FIGURE 3.7 – Scores de pattern matching pour le signal de données (a) et d'horloge (b). Toutes ces figures sont extraites de [89].

4.2/ PROPAGATION DE SIGNAL PAR DÉTECTION SYNCHRONES

Une faute logique due à une durée anormale de propagation d'un signal est un mode de défaillance fréquemment rencontré. De part le principe physique sur lequel elle est fondée, la TRI permet d'avoir accès aux informations de timing et devrait donc constituer un outil tout indiqué pour ce type d'analyse. Toutefois, la nature tri-dimensionnelle des signaux TRI complexifie leur exploitation dans cette optique. Un traitement de synthèse de l'information temporelle a été présenté par Bascoul en 2012 dans [90] en adaptant le principe de la détection synchrone aux photons acquis en TRI.

Pour rappel, en détection synchrone, un signal source est multiplié par deux signaux de même fréquence f_{ref} en quadrature de phase. Les résultats de ces multiplications sont les parties réelles et imaginaires d'un signal de fréquence f_{ref} et permettent de déduire l'amplitude et la phase de la composante fréquentielle f_{ref} dans le signal source. A partir de l'étiquette temporelle des photons, si l'on considère que la période de la référence est la durée totale de propagation du signal électrique dans la structure étudiée, il devient envisageable d'extraire l'information de phase, et donc de propagation, par cette méthode. L'objectif est d'aboutir à une synthèse bi-dimensionnelle (dans le plan (x, y)) de la propagation du signal, il faut donc d'abord créer des signaux 2D et ensuite effectuer

les calculs de détection. Dans cette optique, la base de données 3D est transformée en une série d'images où chaque pixel représente le nombre de photons acquis par ce pixel durant l'intervalle de temps Δt .

Les différentes étapes du processus sont :

1. Éventuel filtrage de la base de données par STPC. L'objectif est d'éviter les erreurs de calcul dues au bruit.
2. Définition des paramètres temps de propagation T_{pr} et pas d'échantillonnage Δt . Calcul de la période totale de référence $T_{ref} = 2.T_{pr}$.
3. Échantillonnage de la base de données TRI en N signaux 2D, $N = T_{pr}/\Delta t$:

$$I_n(x, y) = \text{card} \{ ph(x, y, t) \mid t \in \tau \}, \quad (3.2)$$

avec $n \in \mathbb{N}$, $\tau = \{t \mid (n-1).\Delta t < t < n.\Delta t\}$.

4. Calcul des signaux cosinus et sinus, S_{cos} et S_{sin} :

$$S_{cos}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I_n(x, y) \cdot \cos\left(\frac{2\pi(n-1)\Delta t}{T} - \frac{\pi}{2}\right), \quad (3.3)$$

$$S_{sin}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I_n(x, y) \cdot \sin\left(\frac{2\pi(n-1)\Delta t}{T} - \frac{\pi}{2}\right). \quad (3.4)$$

5. Calcul de l'image de phase I_φ :

$$I_\varphi(x, y) = \arctan\left(\frac{S_{sin}(x, y)}{S_{cos}(x, y)}\right) + \frac{\pi}{2}. \quad (3.5)$$

Un exemple d'application extrait de [91] est disponible en FIGURE 3.8. Le signal TRI a été acquis sur une structure de test composée d'une chaîne d'inverseurs en technologie 45 nm. Le résultat est disponible sur la figure du bas. La progression du signal se fait de la droite vers la gauche. On remarque aussi que la forme de la propagation est moins précise que la forme du profil d'émission disponible au dessus. Autour de celle-ci, l'intensité de l'image de phase évolue à haute fréquence, ce qui indique qu'il s'agit de bruit. Remarquons que le bruit de la phase en détection synchrone doit être centré autour de zéro.

On observe qu'au contraire le bruit semble osciller autour d'une valeur moyenne conditionnée par la valeur voisine du signal. Ainsi, à droite de l'image, la couleur bleue, in-

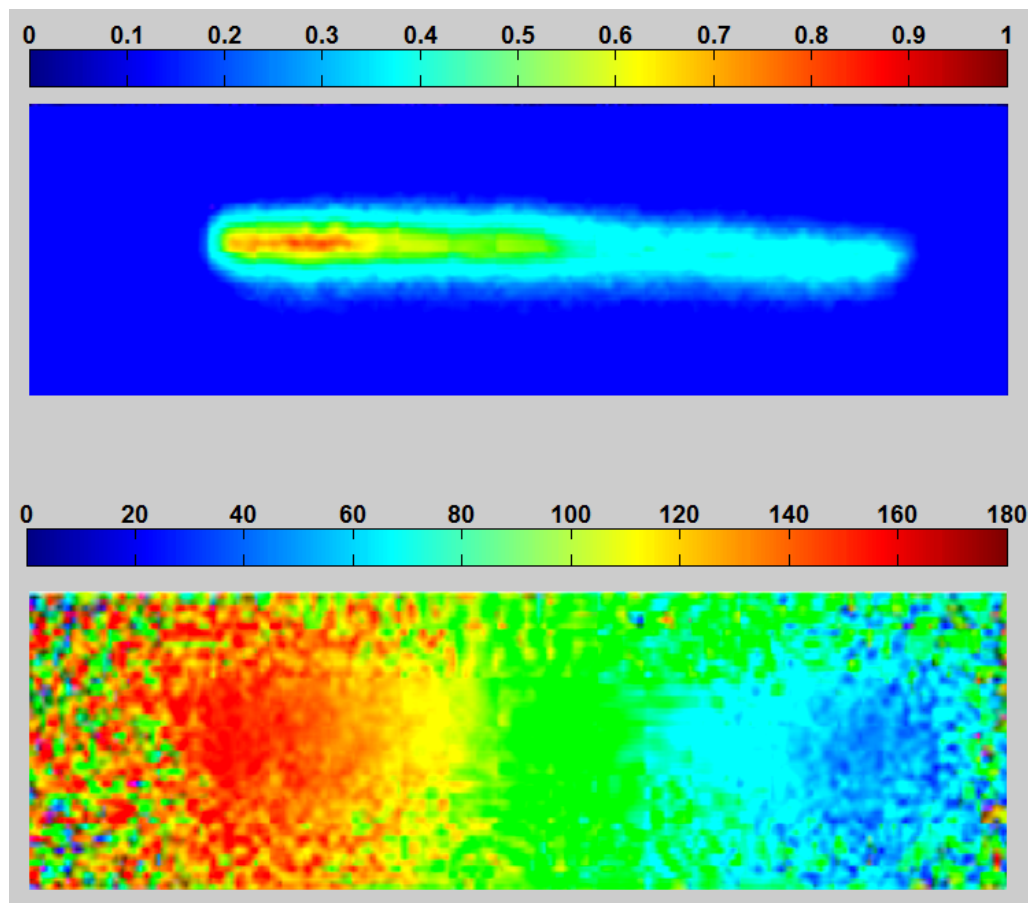


FIGURE 3.8 – Exemple d'images de propagation de signaux acquises sur une structure de test en 45 nm. Au dessus, image d'émission et en dessous le résultat de l'analyse de phase [91].

diquant un déphasage inférieur à zéro, semble dominer, de même qu'à gauche c'est la couleur rouge d'une phase supérieure à zéro qui semble prévaloir. Cette évolution de la moyenne du bruit de phase rejoint l'observation faite en section 4.1.3 du chapitre 2 où l'hypothèse de stationnarité sur l'intégralité de la séquence de test ne pouvait être considérée comme validée. Si c'était le cas, il y aurait une certaine uniformité du bruit dans l'image de phase et la valeur moyenne serait localement indépendante de la valeur moyenne de la partie active du circuit. Néanmoins, ce résultat ne permet d'affirmer s'il s'agit seulement de réflexions/réfractions de photons de signal émis par la structure en commutation ou bien d'une augmentation locale de la température entraînant un plus fort courant d'obscurité local dans le capteur.

Il a été montré dans [91] que l'image de phase permet également de visualiser plus facilement des spots de faible intensité. Malgré cela, comme l'estimation des parties réelles

et imaginaires est faite par moyenne, on suppose que le calcul reste sensible au bruit, amenant un biais dans le cas de faibles densités de photons. Dans le cas de la présence de plusieurs structures stimulées différemment au sein d'une même région d'acquisition, l'application de ce type de traitement suppose une isolation de chacune des structures.

5/ ACQUISITION MODIFIÉE POUR LE TRAITEMENT POST-ACQUISITION

5.1/ MAÎTRISE DE LA STIMULATION ÉLECTRIQUE POUR AMÉLIORATION DE RÉOLUTION OPTIQUE

La recherche pour s'affranchir des limites optiques dans l'étude de cellules en microscopie par fluorescence a abouti à de nouveaux processus d'acquisitions. Ces derniers ont la particularité de requérir des étapes de traitements post-acquisitions pour obtenir l'information sub-pixel. On trouve parmi celles-ci la microscopie à déplétion par émission stimulée (STED- STimulated Emission Depletion) [92] ou encore la microscopie par illumination structurée [93]. Présentée dans les années 2000, la microscopie par reconstruction optique stochastique (STORM - Stochastic Optical Reconstruction) génère une image en super-résolution à partir de stimulations indépendantes pour chacun des fluorophores [94]. Le terme super-résolution désigne ici une image résolue et acquise au-delà des limites de résolution du système optique. L'estimation de leur localisation avec une précision sub-pixel est faite à partir du nuage de photons générés par fluorescence.

Un processus d'imagerie analogue à STORM a été présenté par Stellari en 2013 pour l'émission de lumière dynamique [95]. L'idée est de venir solliciter de façon séparée chacun des nœuds via différentes séquences de test. Chaque séquence fournit une image avec une information différente et leur combinaison permet d'isoler des nœuds auparavant non séparés. L'exemple disponible en FIGURE 3.9 est extrait de [95]. Il s'agit de lignes de retard composées d'inverseurs organisés en 16 étages et fabriquées en technologie 32 nm. Les grandes lignes au milieu de la zone d'acquisition sont constituées de deux séries de transistors activables séparément par une commande notée SEL. L'espace entre ces deux chaînes est de 150 nm. L'image (a) est obtenue lorsque la séquence de test complète est enregistrée, c'est à dire quand SEL est à 0 puis à 1. Aucune dis-

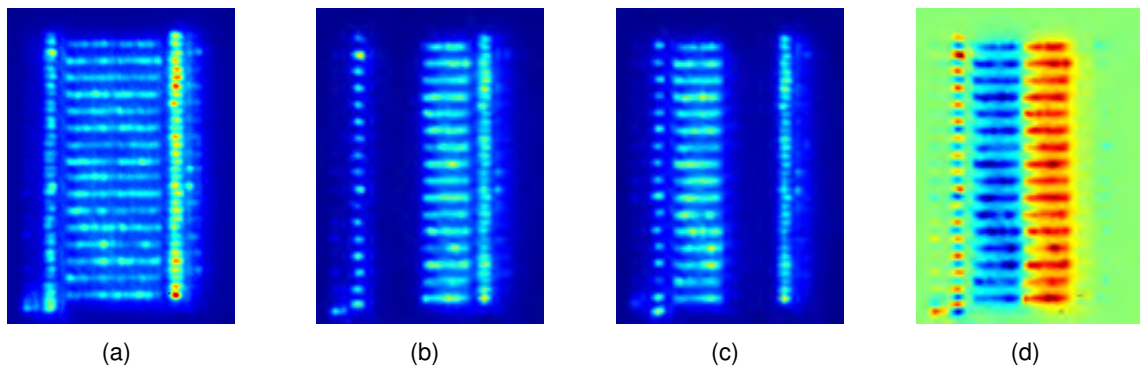


FIGURE 3.9 – Exemple d’apport en résolution par maîtrise de la séquence de test. Sans distinction (a), lorsque $SEL = 0$ (b), lorsque $SEL = 1$ (c) et résultat de la soustraction des deux images (d). Extrait de [95].

tion ne peut être faite. Les images (b) et (c) montrent les résultats lorsque $SEL = 0$ (image (b)) et $SEL = 1$ (image (c)). La soustraction des deux images est fournie en (d) et permet cette fois de distinguer les parties de lignes séparément.

Le résultat présenté dans l’exemple a été obtenu par soustraction, ce qui induit une perte d’information dans le cas où certains nœuds émettent en quantités équivalentes dans les deux images. C’est notamment le cas de la colonne de droite dans l’image (d).

L’idée forte derrière ce processus est de chercher à exploiter à la fois les informations spatiales et temporelles pour supplanter les limites de résolution optique. Toutefois, les résultats présentés dans l’article se concentrent sur une exploitation brute, séparée entre 2D et 1D tout en restant dans les limites du système d’acquisition. On obtient donc des images mieux définies mais il ne s’agit pas à proprement parler de super-résolution.

5.2/ ACQUISITION COMPRIMÉE POUR AMÉLIORATION DU RAPPORT SIGNAL SUR BRUIT

L'acquisition comprimée est une théorie du traitement du signal qui a émergé au milieu des années 2000 [96] et qui est appliquée depuis lors à de nombreux domaines comme l'imagerie médicale ou hyperspectrale [97, 98]. D'après cette théorie, pour une représentation k -parcimonieuse (k coefficients non nuls) d'un signal, il est possible d'estimer celui-ci à partir d'un échantillonnage aléatoire avec n échantillons, sachant que n est bien inférieur au nombre d'échantillons requis par la stricte application du théorème de Nyquist-Shannon. L'imageur à un seul pixel est un exemple d'architecture développée pour l'acquisition comprimée [99]. Une matrice de micro-miroirs orientés aléatoirement va réfléchir la lumière réfléchie par la scène observée sur un capteur constitué d'un seul pixel (par exemple une photo-diode). Un algorithme de minimisation de la norme L1 va ensuite permettre d'estimer la scène.

Une première application de l'acquisition comprimée au domaine de la localisation de défauts dans les circuits intégrés a été présentée à la conférence ISTFA de 2009 [100]. L'objectif visé était de réduire la durée d'acquisition pour la technique OBIC (stimulation laser dynamique) tout en optimisant le rapport signal sur bruit. Il en était aussi fait mention dans l'article d'optimisation pour l'émission de lumière statique afin d'obtenir rapidement une cartographie d'émission à l'aide d'un capteur mono-point sans avoir à parcourir l'intégralité de la scène. Dans les deux cas (OBIC et EMMI), il s'agit d'application du capteur mono-pixel. Pour l'émission de lumière, l'argument principal avancé est d'ordre économique puisque les capteurs matriciels proche infrarouge y sont présentés comme plus onéreux. Même si l'accent est mis sur l'émission de lumière statique, les auteurs ont précisé que l'utilisation en dynamique était envisageable à partir du moment où le capteur permet une acquisition résolue en temps. Une méthode d'acquisition et d'estimation pour le cas dynamique est décrite dans le brevet [101].

6/ DISCUSSION AUTOUR DE L'ÉTAT DE L'ART

Il ressort de cette étude bibliographique que les problématiques décrites en début de ce chapitre ont déjà été abordées, mais restent ouvertes. La distinction signal/bruit occupe une part non négligeable des publications, que ce soit pour l'identification de front avec la PPD ou l'extraction automatisée des spots en 2D. L'intégralité des traitements proposés dans un cadre CADless part du postulat que l'intensité d'émission au sein de la région d'acquisition est uniforme, ce qui ne peut être garanti comme nous l'avons vu. L'isolation de nœuds, comme cela peut être nécessaire pour la cartographie de paramètres (approche séquentielle), peut s'en retrouver compromise. En conséquence, l'emploi d'algorithmes gérant ce type de configuration doit être envisagé. Du point de vue filtrage, le STPC semble être la méthode la plus aboutie car elle permet d'obtenir des résultats précis à partir de paramètres "naturels" : une densité minimale de voisinage pour considérer qu'il s'agit d'un photon de signal. Encore une fois, le fait qu'il n'y ait qu'une seule densité à définir suggère que l'hypothèse de stationnarité du bruit (ce qui se traduit par une densité moyenne de bruit constante dans l'espace $(O, \vec{x}, \vec{y}, \vec{t})$) est vérifiée, ce qui est potentiellement un problème. En cas de densités multiples, où un nœud émet en faible quantité par rapport à ses voisins, ces photons de signal peuvent être éliminés avec le risque potentiel de ne pas détecter la manifestation d'un défaut. Enfin, il ne s'agit que d'un traitement de filtrage, non destiné à isoler les photons liés au défaut. Le STPC peut donc constituer une première étape avant un traitement ayant pour objectif de trouver la faute.

On ne trouve que peu de communications sur ce point puisque seuls le pattern matching et l'analyse de propagation de signaux ont été rapportés. Le premier est optimal dans le cas d'une parfaite maîtrise de la région d'acquisition, les signaux électriques attendus sont intégralement connus et d'une densité de signal importante pour pouvoir faire aisément la distinction entre pics dus au courant d'obscurité et pics de signal. L'étude de la propagation donne d'excellents résultats si l'activité locale est uniforme. La comparaison à l'aveugle reste une approche courante : les signaux générés par le circuit sous test sont comparés à ceux d'un circuit de référence, dont le layout est inconnu. C'est l'approche dite du *golden device*. Dans de telles conditions, le succès de ces approches peut être compromis. Il convient donc d'explorer des pistes où les signaux/données fournissent l'information avec un minimum d'*a priori*. Celles-ci ont été privilégiées pour le

reste de ce manuscrit.

7/ CONCLUSION

Le traitement post acquisition en émission de lumière statique (cas de l'identification automatisée des spots) ou dynamique a donné lieu à un certain nombre de publications tentant de répondre aux trois problématiques :

1. Extraction du signal.
2. Synthèse d'informations.
3. Résolution.

Il se trouve qu'un certain nombre de ces traitements nécessite une grande connaissance du circuit et de bonnes conditions (rapport signal sur bruit élevé). Nous nous proposons d'étudier des traitements post acquisitions pour le cas où l'émission est faite avec un minimum de connaissances du circuit.

Les signaux TRI offrent deux schémas de traitement post-acquisitions. Dans un cas, on considérera un traitement séquentiel, d'abord dans un premier sous-espace de dimension réduite, puis dans le sous-espace complémentaire. Dans l'autre cas, il s'agira d'un traitement qualifié de tri-dimensionnel. L'objectif sera alors de trouver directement les photons liés au défaut dans l'espace $(O, \vec{x}, \vec{y}, \vec{t})$. Ces deux approches sont complémentaires puisqu'il ne s'agit que de regards différents sur le(s) même(s) signal (données) et l'information extraite n'est pas forcément la même. Puisqu'il y a complémentarité, ces deux schémas de traitements ont été abordés dans le cadre de ces travaux de thèse et constituent les deux parties suivantes de ce manuscrit.

IDENTIFICATION DES NŒUDS PAR SEUILLAGE ITÉRATIF

Sommaire

1	Introduction	86
2	Processus de seuillage itératif	87
2.1	Analyse des images TRI	87
2.2	Stratégies de seuillage	88
2.3	Processus du seuillage itératif	89
2.4	Traitements d'images complémentaires	92
2.4.1	Morphologie mathématique	92
2.4.2	Détection de contours	93
2.4.3	Reconstruction par morphologie mathématique et la- bellisation	93
2.4.4	Suppression des couronnes périphériques	94
2.5	Exemple d'application	96
3	Etude comparatives d'algorithmes de seuillages	98
3.1	Description des algorithmes de seuillage utilisés	99
3.1.1	Forme de l'histogramme : Choix du seuil par différence d'enveloppe convexe	99
3.1.2	Classification non supervisée : Maximisation de la va- riance inter-classe	100
3.1.3	Entropie : Maximisation <i>a posteriori</i>	101
3.1.4	Préservation d'attribut : Conservation des moments sta- tistiques	101
3.1.5	Spatiale : Ensembles aléatoires	102

3.1.6	Locale : Caractérisation du contraste	103
3.2	Processus d'évaluation	104
3.2.1	Description générale	104
3.2.2	Précisions sur la création d'images de synthèses . . .	104
3.2.3	Métrique d'évaluation	106
3.3	Présentation et analyse des résultats	108
4	Perspectives	111
4.1	Complémentarité approche locale et globale	111
4.2	Classification par attributs fréquents des résultats de seuillage itératif	113
5	Conclusion	115

1/ INTRODUCTION

Un des objectifs de l'approche séquentielle est d'établir une cartographie d'un des paramètres du signal d'émission. Plusieurs projections peuvent être considérées. Dans ce manuscrit, nous considérerons une séquence que l'on peut qualifier de "naturelle" : la première étape traitement est effectuée dans l'espace (x, y) et la seconde porte sur (t) . En d'autres termes, cela revient à définir des spots dans l'image et étudier les signaux TRE associés. Dans le cas où d'autres sous-espaces sont envisagés $((x, t)$ ou $(y, t))$, il faut prendre en considération le fait que les signaux sont extrêmement parcimonieux, à cause des différences d'échelles et de grandeurs physiques. On retrouve alors certaines problématiques liées à une analyse directe dans l'espace (x, y, t) . En conséquence, la philosophie de traitement dans ces sous-espaces présente des similitudes avec l'analyse 3D.

Un autre intérêt de travailler dans (x, y) puis (t) est qu'il s'agit de signaux perceptibles de façon conventionnelle (traitements d'images pour une information purement spatiale + signal temporel). Pour ces signaux, il existe une immense richesse bibliographique. Dans ce chapitre, nous nous proposons d'étudier la première étape, l'identification assistée/semi-assistée des nœuds, et de présenter un processus de traitement développé dans cette optique.

L'identification des spots d'émission revient à résoudre un problème de segmentation

d'images. Il existe plusieurs classes générales d'algorithmes de segmentation. Certaines sont basées sur la détection de contours (comme le détecteur de Canny, [102]), la croissance de régions (comme l'approche dite split and merge [103]) ou encore la morphologie mathématique (ligne de partage des eaux - watershed [104]). Ce ne sont que quelques exemples parmi la multitude disponible. Dans le chapitre précédent, nous avons pu voir que l'approche seuillage a déjà été partiellement explorée. Comme l'objectif est d'isoler des spots dont l'intensité est supérieure à celle de l'arrière-plan, le choix d'une segmentation par seuillage est naturel. Toutefois, la définition du seuil dans ces références bibliographique reste en partie manuelle. De plus, le cas de la variabilité des intensités n'a pas été traité. L'unicité du seuil est donc une autre limitation.

En partant de certaines solutions proposées dans la littérature, nous allons étudier l'application des méthodes de seuillage automatique aux images TRI. Nous chercherons aussi s'il existe une classe d'algorithmes à privilégier. Dans la section suivante, nous détaillerons le processus de seuillage itératif développé pour l'identification des spots d'émission. Celui-ci a fait l'objet d'une communication scientifique à la conférence ISTFA de 2012 [105]. Ensuite, nous donnerons quelques exemples d'applications et analyserons les limites de la démarche. Différentes méthodes de seuillages seront ensuite comparées. Enfin, nous terminerons cette étude par une ouverture portant sur la classification des résultats en seuillage itératif. Un paragraphe de conclusion finit ce chapitre.

2/ PROCESSUS DE SEUILLAGE ITÉRATIF

2.1/ ANALYSE DES IMAGES TRI

Nous avons vu qu'il existe deux modes d'acquisition d'images en émission de lumière dynamique : soit le capteur donne directement l'information 3D, comme c'est le cas avec un MCP, soit l'imageur ne donne que l'information spatiale, comme un CCD par exemple. Dans le deuxième cas, l'information de temps est fournie par un second capteur de type mono-point (SPAD, SSPD). Dans le reste de ce manuscrit, nous ne considérerons, sauf mention contraire, que des images calculées à partir des signaux fournis par le MCP.

Les images TRI sont de faible résolution (les dimensions des images sont de l'ordre de 200 x 200 pixels) et chaque pixel représente le nombre de photons détectés durant la

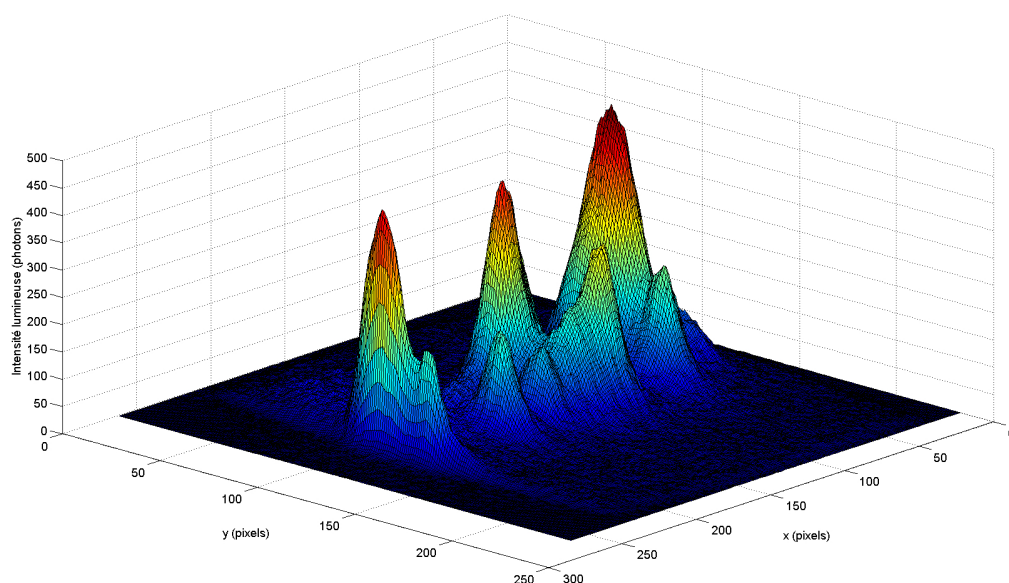


FIGURE 4.1 – Exemple d’affichage 3D d’une image TRI pour illustration de l’allure gaussienne des spots.

séquence complète. Dans le cas d’un système optique parfait, il est attendu que les spots aient la forme de tâches d’Airy, dont les lobes secondaires sont d’intensités beaucoup plus faibles que le lobe principal. L’émission quasi-simultanée de plusieurs transistors spatialement plus proches que la limite de résolution du système doit aboutir à la combinaison de plusieurs tâches d’Airy. Divers facteurs comme la faible intensité d’émission, les faibles rendements quantiques et la résolution spatiale du capteur vont permettre de considérer qu’un spot possède une forme gaussienne ou bien, qu’il s’agit d’une combinaison de gaussiennes. Un exemple d’affichage 3D d’une image TRI est disponible en FIGURE 4.1. Cette image a été acquise sur un compteur implémenté dans un FPGA de technologie 130 nm avec un grossissement de 175x (utilisation d’une lentille à immersion). L’axe z représente l’intensité de chaque pixel. Ce cas est simple puisque l’image contient moins d’une dizaine de spots, mais l’allure gaussienne des profils d’émission y est aisément distinguable. On remarque aussi la différence d’intensité qui existe au sein de la zone d’acquisition.

2.2/ STRATÉGIES DE SEUILLAGE

L’objectif du seuillage en traitement d’images est d’affecter une même valeur à tous les pixels de la même classe. Les dites classes sont définies à partir de l’intensité des pixels.

En conséquence, la majorité des algorithmes se base sur une exploitation de l'histogramme de l'image. On parle de seuillage bimodal ou binarisation lorsque l'intégralité des niveaux de gris est différenciée en seulement deux classes. Dans le cas où plus de classes sont attendues, on parle de seuillage multi-niveaux.

La variabilité d'intensité des spots suggère que l'on peut s'attendre à plusieurs classes, donc le seuillage multi-niveaux semble être le plus indiqué pour les images TRI. Une très grande partie des algorithmes multi-classes requiert comme paramètre d'entrée le nombre de groupes à former [106]. Cela ne peut être envisagé dans le cas d'images TRI, acquises dans un contexte de minimum d'informations *a priori*. D'autres publications proposent des méthodes déterminant automatiquement le nombre de classes à partir de recherches de pics et de vallées [107, 108]. Les deux exemples d'histogramme fournis en FIGURE 4.2 montrent qu'il peut effectivement exister une vallée (histogramme (c), calculé sur une image acquise dans un microcontrôleur 180 nm et disponible en (a)). L'histogramme (d) (correspondant à l'image (b), acquise dans la RAM d'un microcontrôleur 350 nm) est un contre-exemple et montre qu'une stratégie basée sur une recherche de minima et maxima locaux ne peut être générique. En définitive, les algorithmes usuels de seuillage multi-niveaux ne semblent pas être des outils génériques pour l'analyse d'images TRI et une solution spécifique à celles-ci doit être développée.

2.3/ PROCESSUS DU SEUILLAGE ITÉRATIF

Une première binarisation des images d'émission de lumière dynamique, quelque soit l'algorithme considéré, doit permettre de regrouper les pixels de plus fortes valeurs. On peut donc identifier par ce moyen les pixels correspondant aux spots d'intensités les plus fortes et les affecter au premier plan (pixels blanc dans notre cas). La question est alors de savoir s'il ne reste pas des spots moins lumineux parmi les pixels affectés à l'arrière plan lors de cette première opération. Si les pixels liés à ces spots ont des valeurs supérieures à celles des pixels de l'arrière plan réel (qui lui ne dépend que du niveau de bruit), alors un second seuillage bimodal, réalisé sur ces seuls pixels en-dessous du seuil, permet d'isoler ces spots d'intensités moindres. Ils sont alors affectés à un second plan, de niveau inférieur au premier plan, mais supérieur à l'arrière plan. L'opération peut être répétée jusqu'à ce qu'il ne reste plus de pixels supérieurs à l'arrière plan, ce qui fournit par la même occasion un critère d'arrêt. Il s'agit donc d'un processus entièrement

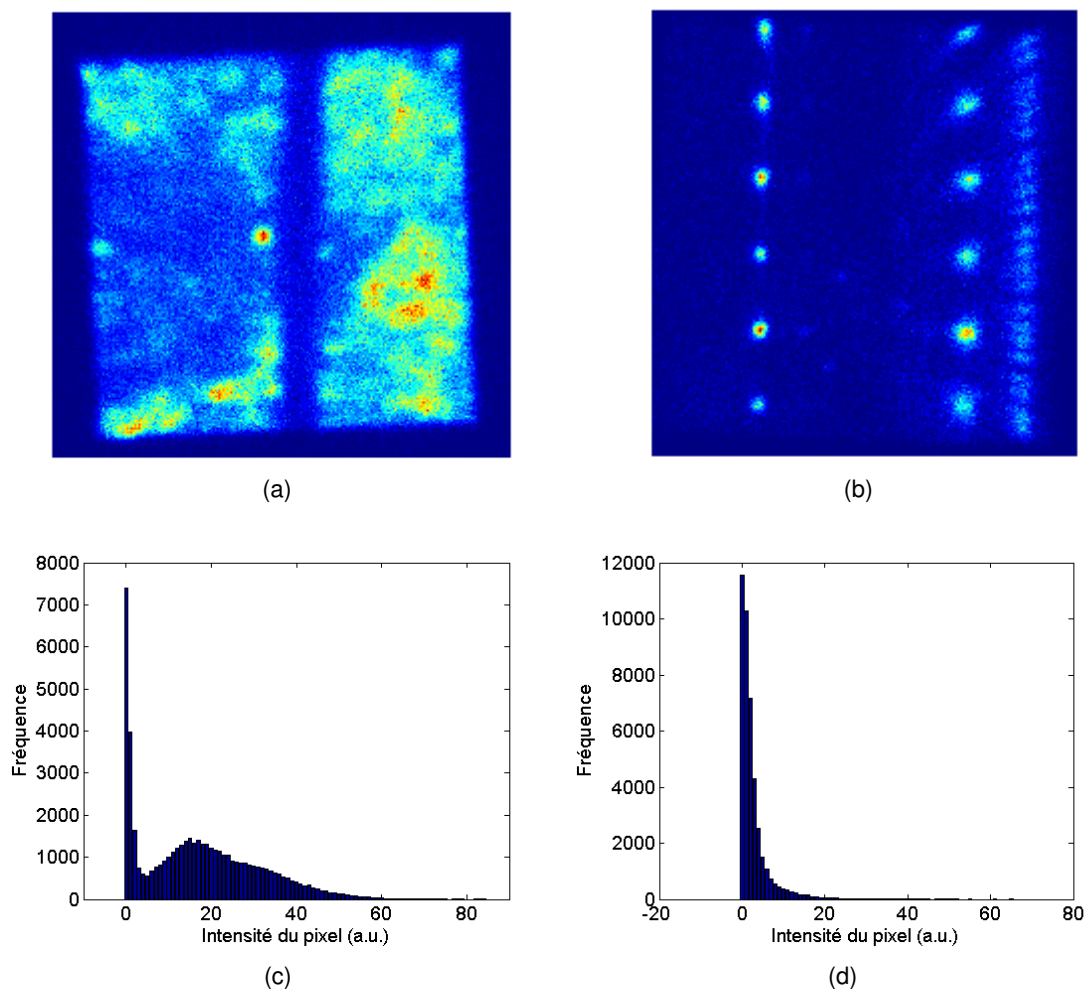


FIGURE 4.2 – Exemples d'images TRI (a et b) et leurs histogrammes correspondants (c et d).

automatisé.

Afin de mieux appréhender le seuillage itératif, on fournit la FIGURE 4.3. A chaque itération, on garde l'image binarisée. Celle-ci servira comme masque dans la suite du traitement d'identification automatique des spots. Lors des deux premières itérations, on garde les pixels au-dessus du seuil. Il s'agit avec une très forte probabilité de pixel de signal. A contrario, les dernières itérations contiennent les pixels de plus faibles intensités, donc ces images ne doivent pas contenir de pixels de signal et plutôt majoritairement du bruit. A terme, après visualisation des résultats, l'opérateur choisit un nombre d'itérations à garder. Les spots sont constitués de pixels regroupés dans certaines parties de l'image. Une image contenant un très grand nombre de pixels isolés et de faibles valeurs indiquera une image de bruit.

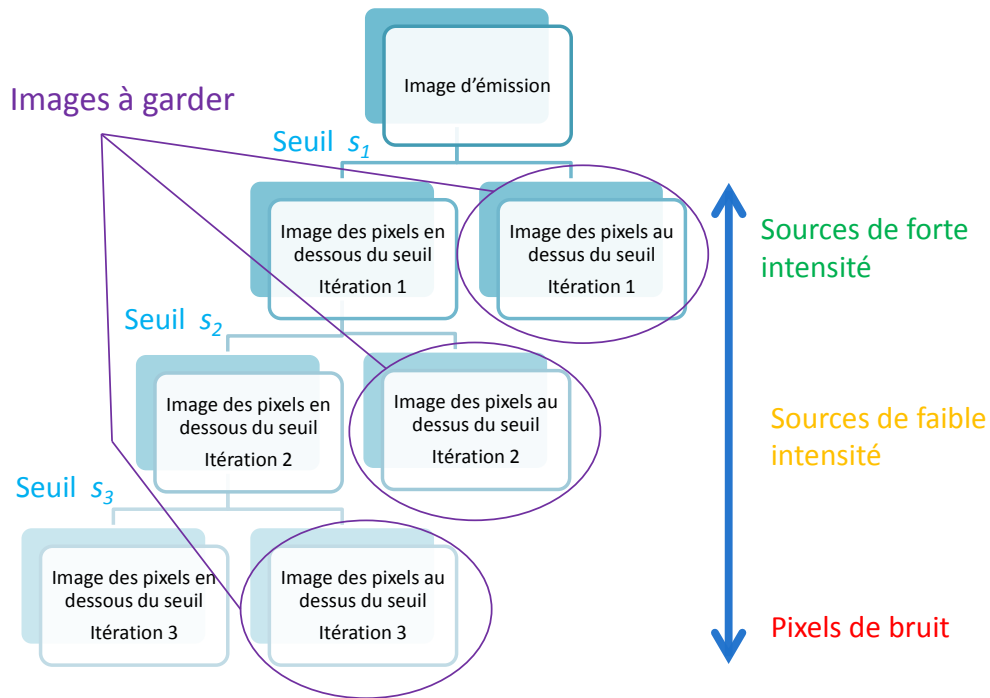


FIGURE 4.3 – Schéma explicatif du seuillage itératif.

A noter qu'une approche similaire fut proposée dans [109] pour la segmentation de chèques bancaires. Cet algorithme se limitait à une approche itérative (appelée ici récursive) en ne considérant que les critères de seuillage définis par Otsu [110]. Notamment, l'algorithme s'arrête lorsque le ratio des variances interclasses et totale devient supérieur à 0,95. Les auteurs estiment qu'à partir de cette valeur, il ne reste plus qu'un seul objet uniforme dans l'image. Le traitement proposé dans ce manuscrit est générique, puisque n'importe quel algorithme peut être appliqué pour l'opération de binarisation.

Une version pseudo code de l'algorithme de seuillage itératif est donné en AnnexeA. L'exemple d'application fourni en FIGURE 4.4 a été réalisé avec la conservation des moments statistiques [111]. Dans ce cas, cinq itérations ont été nécessaires pour décomposer l'image TRI, disponible en (a). Les images (b) à (f) sont les résultats après chaque itération. L'image (b) est la seule dans laquelle des groupes de pixels blancs localisés sont observables. De plus, dans l'image brute, ces pixels ont une intensité beaucoup plus élevée que les autres, ce qui confirme qu'il s'agit de sources réelles de photons. Pour cet exemple, il ne reste aucun spot dans les itérations suivantes et une seule binarisation avec l'algorithme de Tsai permet d'extraire l'intégralité des nœuds.

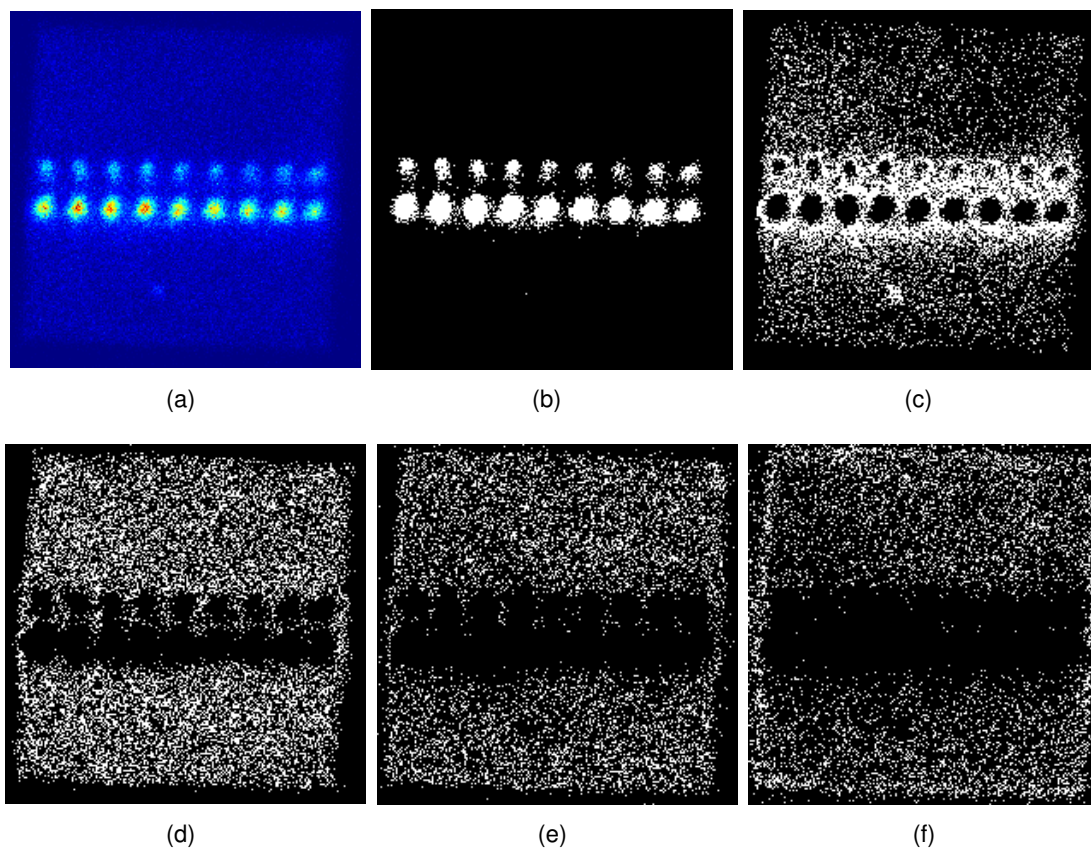


FIGURE 4.4 – Exemple d’application du seuillage itératif sur une image acquise en émission de lumière dynamique. Image brute (a) et résultat de chacune des cinq itération (b-f).

2.4/ TRAITEMENTS D’IMAGES COMPLÉMENTAIRES

Le seuillage permet d’identifier les pixels potentiellement liés à une activité d’émission. L’objectif à terme étant d’analyser de façon assistée/semi-assistée l’évolution en fonction du temps de chacun des spots, il convient d’arriver à les identifier en entités indépendantes. Afin d’aboutir à une image segmentée de façon plus précise que la simple classification arrière-plan/émission, une série de traitements complémentaires est mise en place. Le choix de ces traitements est défini de façon empirique.

2.4.1/ MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE

Un des risques du seuillage pour des objets dont l’intensité peut varier de façon aléatoire est d’isoler un pixel appartenant à un objet dont le niveau moyen est en-dessous de ce

premier seuil. Ce pixel est isolé dans la première itération et dans la seconde, l'objet est incomplet.

L'utilisation d'opérations de morphologie mathématique résout ce type d'erreurs. Une ouverture (érosion + dilatation, [112]) supprime les pixels isolés tout en "comblant" le pixel manquant à l'itération supérieure. A noter que cela ne marchera que si le manque de pixel est inférieur à la taille de l'élément structurant utilisé. Ce cas peut être rencontré lorsque la majorité du cœur de l'émission a pu être identifiée à une itération précédente. Les ordres suivants ne contiennent alors que la périphérie de celui-ci. Comme le rapport signal sur bruit de la forme d'onde optique est maximisé au cœur du spot, on cherchera à garder le cœur et supprimer la couronne qui apparaît aux ordres supérieurs.

2.4.2/ DÉTECTION DE CONTOURS

Une fois les pixels isolés supprimés, on cherche à délimiter les spots. On s'oriente alors vers une segmentation basée sur l'approche contours. L'image seuillée est utilisée comme un masque sur l'image d'origine. En effet, une application d'algorithmes de détections de contours directement sur une image binaire telle que celle disponible en FIGURE 4.4 (b) ne permettrait pas de séparer les spots. Concernant le choix de la méthode, nous avons constaté que le Laplacien du Gaussien [113] donne de bons résultats. L'application d'un filtre gaussien rend la détection moins sensible aux variations locales, d'où une meilleure performance. On rappelle que le bruit de Poisson impacte aussi les sources d'émission, d'où une variation d'intensité observée même dans des zones de signal.

2.4.3/ RECONSTRUCTION PAR MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE ET LABELLISATION

Une fois les frontières de chaque spot délimitées, on cherche à attribuer un identifiant à chacune des régions pour pouvoir les manipuler. Plus précisément, cela permet la récupération des indices des pixels qui composent ces régions pour pouvoir calculer la forme d'onde optique associée à chacune d'elles. Les algorithmes de labellisation par composantes connexes sont fréquemment utilisés pour cette tâche [114]. Chaque pixel se voit attribuer une étiquette en fonction de celles de ses voisins.

Dans un but pédagogique, considérons un pixel affecté au premier plan et entouré de pixels d'arrière plan. Ce pixel, comme il a été identifié au premier plan, n'aura pas le

même label que ses voisins appartenant à l'arrière plan. Il aura sa propre étiquette, différente de celles des pixels formant d'autres objets, à condition qu'il n'existe aucune connexion entre eux. Si maintenant ce pixel possède des voisins directs affectés aussi au premier plan et qu'ils sont connectés, alors tous ces pixels auront la même étiquette, car ils appartiennent à la même région.

Si l'on souhaite identifier l'intégralité des pixels appartenant à un nœud par composantes connexes, il faut donc des régions "pleines". S'il manque des pixels de cœur, les photons acquis à ces localisations ne seront pas pris en compte pour le calcul de la forme d'onde optique. A ce point de la chaîne de traitement, nous n'avons identifié que les contours de régions. Pour que l'étiquetage par composantes connexes donne le résultat attendu, il faut "remplir" ces régions. L'algorithme de remplissage par diffusion (flood-fill) ou reconstruction morphologique est une des solutions potentielles à ce problème [115]. Le processus part d'une graine, généralement le pixel situé au centre de la région à remplir. Les pixels du voisinage de la graine vont recevoir la valeur affectée au premier plan (1 dans le cas d'une image purement binaire). Le procédé est répété pour tous les pixels voisins de ceux dont la valeur vient d'être changée et le remplissage est stoppé dans une direction lorsque des pixels appartenant initialement au premier plan sont rencontrés. Ceux-ci indiquent les bords des régions à remplir. Les trous à remplir sont identifiés à partir d'algorithmes de labellisation par composantes connexes : un trou est une région de même intensité que l'arrière plan mais non atteignable en partant des bords de l'image. De la même façon, le remplissage suit la même progression qu'une labellisation par composantes connexes. Il y a donc de très forte similitude entre le remplissage par diffusion et la labellisation du point de vue de l'algorithmie.

2.4.4/ SUPPRESSION DES COURONNES PÉRIPHÉRIQUES

Dans le paragraphe dédié aux opérations basiques de morphologie mathématique, nous avons mentionné la présence d'objets appelés couronnes périphériques. Il s'agit de la périphérie des spots. La densité de photons liés à une commutation réelle du nœud y est moins forte que pour le cœur du spot. S'il y a une forte densité de nœuds dans cette région, la couronne périphérique peut résulter de la contribution de plusieurs sources. Le signal temporel associé à cette région est donc un mélange de plusieurs signaux, ce qui ne présente aucun intérêt pour l'analyse de la zone d'acquisition. En conséquence, ces

régions doivent être supprimées.

A cette étape du processus, les spots ont été délimités, remplis et labellisés. Avant l'application des traitements complémentaires présentés dans cette section, une couronne est un objet fermé partiellement vide. L'application d'un algorithme de reconstruction morphologique va faire disparaître ces vides. Il n'est alors plus envisageable de les éliminer en ne se basant que sur la recherche d'objets "creux".

Le ou les cœurs de cette couronne ont normalement dus être isolés aux itérations précédentes. Le cas échéant, l'intersection de l'image qui contient le ou les cœurs avec celle de la couronne doit fournir les pixels affectés au premier plan dans les deux itérations. Le label de ces pixels est ensuite utilisé pour les éliminer de façon automatique. Un exemple général d'application des traitements complémentaires est disponible en FIGURE 4.5.

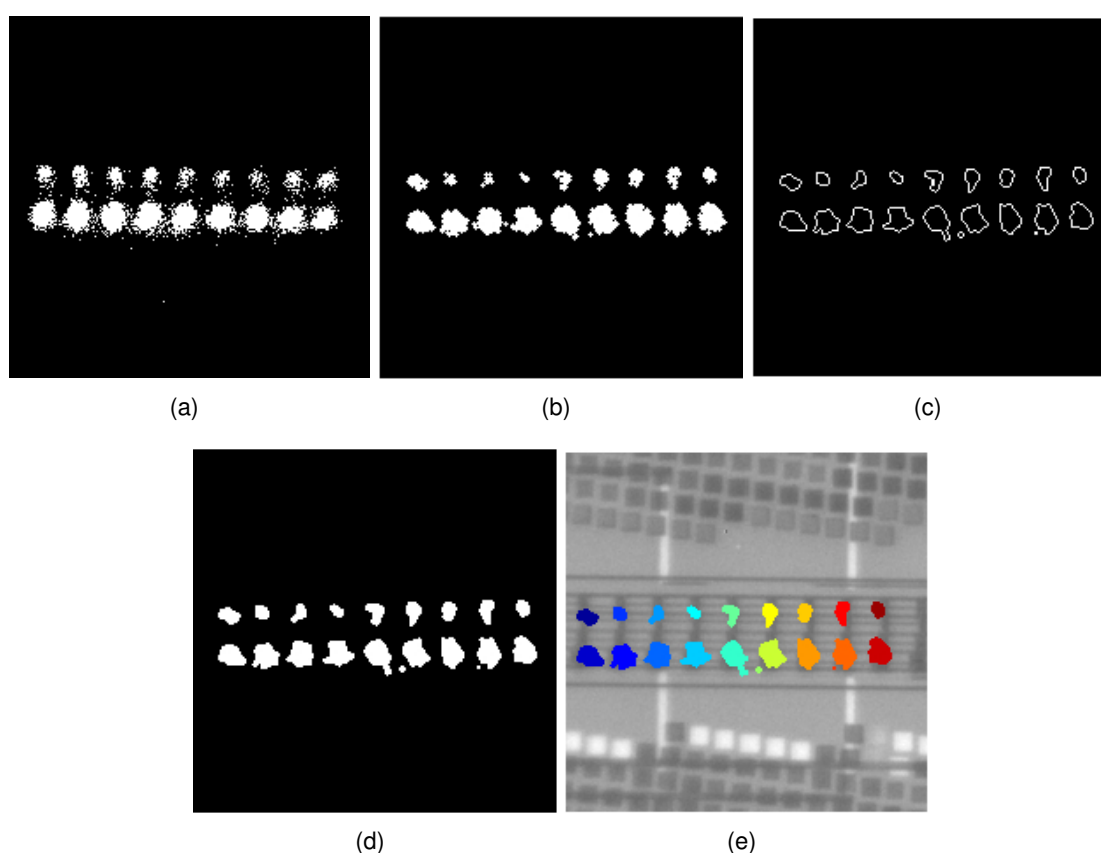


FIGURE 4.5 – Exemple de résultats d'identification des nœuds par seuillage itératif et traitements complémentaires. Image après seuillage en (a), ouverture (b), détection de contours (c), reconstruction morphologique (d) et superposition sur l'image du circuit après étiquetage (e).

Il s'agit de la première itération du seuillage sur l'image présentée en FIGURE 4.4. Nous avons vu que seul ce premier résultat était intéressant pour cette image. Ajoutons qu'il n'y a pas d'objet de type couronne périphérique dans ce cas. L'image (a) est un rappel du résultat brut en sortie de seuillage. Après ouverture (image (b)), un certain nombre de pixels isolés ont pu être éliminés. Les contours disponibles en (c) permettent d'appréhender les frontières de chaque spot. L'image (d) est générée par l'application du remplissage par inondation de l'image (c). En (e), on fournit une superposition des régions étiquetées sur l'image optique du circuit. Encore une fois, il s'agit d'un cas relativement simple : l'acquisition a été réalisée sur un circuit de test dont la technologie est ancienne (180 nm) et les spots sont bien séparés à l'origine, il n'y a aucune intersection entre eux.

2.5/ EXEMPLE D'APPLICATION

L'exemple de la FIGURE 4.6 illustre l'intérêt de la démarche de seuillage itératif. L'acquisition a été réalisée sur une mémoire en technologie 90 nm. A noter qu'il existe dans la zone d'acquisition des transistors bipolaires, qui émettent de façon quasi constante. Cela fait d'eux la source de plus forte intensité dans l'image. Dans le mode d'affichage usuel (image (a)), l'activité de ces transistors impacte tellement le contraste général que les autres nœuds deviennent difficilement distinguables. Ces derniers sont liés aux signaux logiques, il est donc important d'arriver à les isoler. L'utilisation de traitements usuels tels que l'égalisation d'histogramme donnerait une saturation de la zone d'émission constante et remonterait le niveau de l'arrière plan, principalement constitué de bruit.

On applique le seuillage itératif avec la méthode de Tsai. Six itérations ont été nécessaires pour décomposer l'image. On retrouve dans la première les nœuds correspondant à l'activité des transistors bipolaires. Dans l'itération 2, on trouve un nouveau spot, d'intensité plus faible, ainsi que la couronne périphérique des spots identifiés à l'itération précédente. On trouve dans l'image 3 la majeure partie des spots à récupérer. L'itération 4 montre que s'il reste des régions, celles-ci ont fusionné avec les couronnes périphériques. Il est peu probable d'arriver à les isoler après application des traitements complémentaires. Les itérations 5 et 6 exhibent une répartition des pixels blancs typique du bruit. Les images à garder sont donc les images (b) à (d), c'est à dire les itérations 1 à 3.

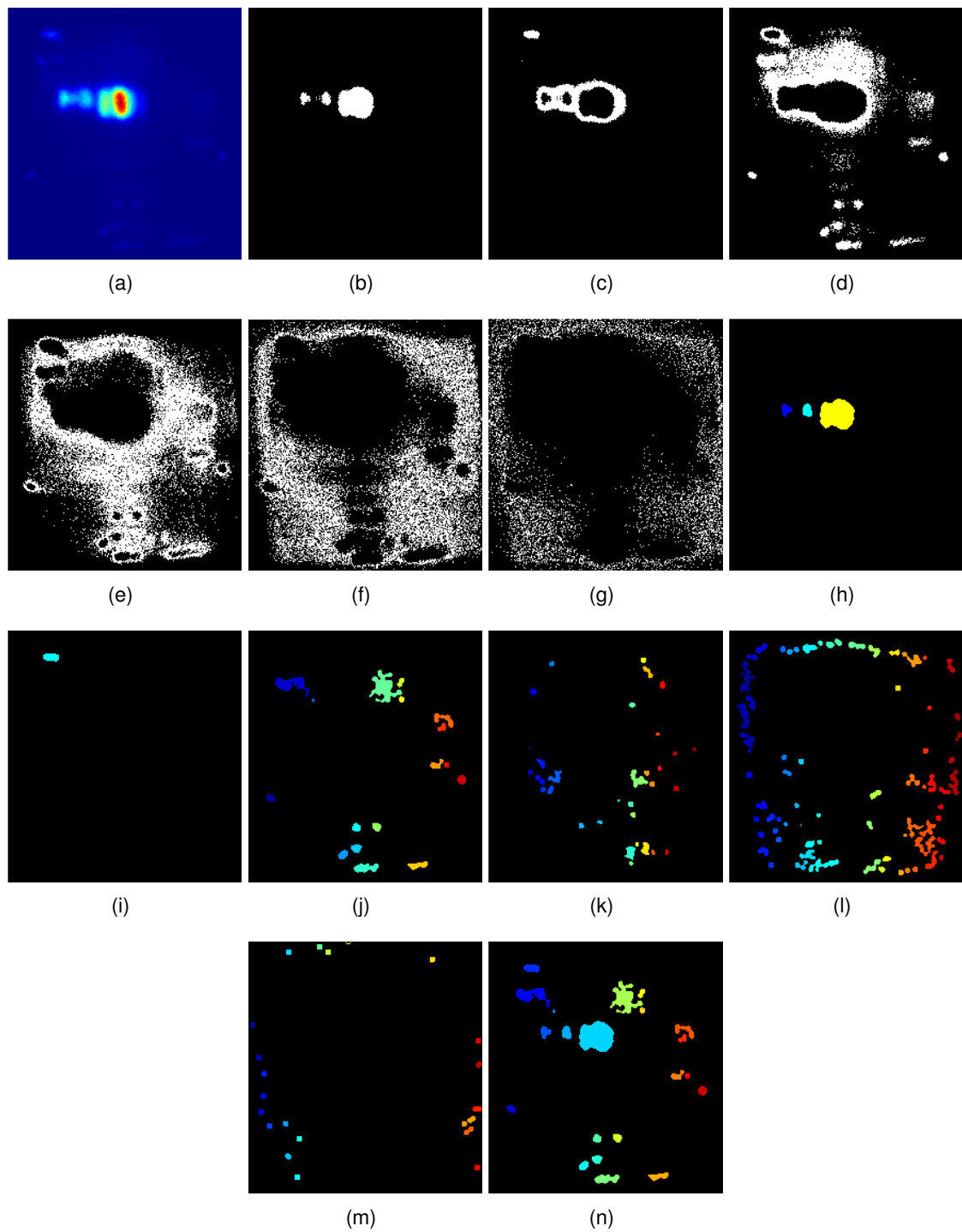


FIGURE 4.6 – Application du seuillage itératif sur un cas complexe. Image d'origine en (a), résultats du seuillage itératif de (b) à (g), après application des traitements complémentaires (h) à (m) et résultat final (n).

Les images (h) à (m) contiennent les résultats après le processus d'étiquetage. Comme prédit, il ne reste plus grand chose dans l'itération 4. En conséquence, il se peut que des régions de signal aient été éliminées. Dans l'image (j), une région possède une forme différente des autres, qui sont de forme plus ellipsoïdale. Cette déformation est induite par les opérations de morphologie mathématique. Il s'agit d'un des inconvénients de ce type de traitements. De plus, un changement d'élément structurant entraîne des variations de résultats. L'image (n) montre le résultat définitif après fusion des trois premières images labellisées. Cette image est la cartographie d'émission finale à utiliser pour l'analyse temporelle et la synthèse d'activité.

A travers cet exemple, nous pouvons voir certaines limites inhérentes au traitement proposé :

- L'utilisation de morphologie mathématiques peut induire une déformation des régions lors de la détection de contours.
- Cette déformation peut créer une fusion entre un spot de signal et une couronne périphérique. Il y a alors un risque de suppression du spot lors de l'élimination de la couronne.
- Le nombre de traitements impliqués peut générer une accumulation d'erreurs.

3/ ETUDE COMPARATIVES D'ALGORITHMES DE SEUILLAGES

Lors de la présentation du seuillage itératif, aucun algorithme de détermination automatique du seuil n'a été décrit spécifiquement. En effet, le processus peut s'appliquer avec n'importe quel algorithme. Un des objectifs de cette étude est d'aboutir à un traitement générique, pouvant convenir au plus grand nombre d'images acquises en émission de lumière. La richesse de la littérature sur le calcul automatique du seuil peut rendre difficile le choix d'un algorithme plutôt qu'un autre. Cette section présente une étude comparative afin d'orienter le choix d'un critère de discrimination.

Dans [116], Sezgin et Sankur ont proposé un classement général des algorithmes de seuillages autour de six familles :

1. **Forme de l'histogramme.** Le but est de trouver des points singuliers de l'histogramme comme des pics ou des vallées.
2. **Classification non supervisée (clustering).** Les niveaux de gris sont regroupés

de façon à maximiser un critère, estimé à partir des répartitions données par l'histogramme.

3. **Entropie.** L'objectif est de maximiser la quantité d'information après seuillage.
4. **Préservation d'un attribut.** Une caractéristique de l'image est choisie et la binarisation doit minimiser la variation de ce critère après le traitement.
5. **Spatiale.** Le choix du seuil est fait à partir de la répartition spatiale des niveaux de gris.
6. **Locale.** Un seuil est calculé pour chaque pixel en fonction des intensités de son voisinage.

Pour chacune de ces familles, nous avons choisi un algorithme parmi ceux présentés par Sezgin et Sankur. L'absence de paramètres d'entrée fut un premier critère de choix. La seule exception fut pour la famille des méthodes locales qui, par définition, requiert au minimum la taille du voisinage. La popularité de l'algorithme (en se basant sur le nombre de citation) fut une autre caractéristique orientant le choix.

3.1/ DESCRIPTION DES ALGORITHMES DE SEUILLAGE UTILISÉS

3.1.1/ FORME DE L'HISTOGRAMME : CHOIX DU SEUIL PAR DIFFÉRENCE D'ENVELOPPE CONVEXE

Proposée par Rosenfeld en 1983 [117], cette méthode considère l'histogramme comme un objet géométrique. En partant de l'hypothèse que l'histogramme est multimodal, l'algorithme va chercher la vallée la plus profonde. Le seuil est fixé à l'intensité qui correspond au fond de celle-ci. Pour un ensemble de points $\{X\}$, l'enveloppe convexe est comme le plus petit sous-ensemble convexe contenant l'intégralité de X . Un lieu de haute concavité de l'ensemble de points est un lieu où la différence avec son enveloppe convexe est importante. De façon analogue, le fond de la plus grande vallée de l'histogramme correspondra au niveau de gris pour lequel la différence entre celui-ci et son enveloppe convexe est la plus élevée. Insistons sur le fait qu'ici, l'histogramme est considéré comme un objet géométrique et non comme la courbe représentative d'une fonction. En effet, dans ce cas la convexité est définie par rapport à l'épigraphe, l'ensemble des points au-dessus de la courbe.

Mathématiquement, le choix du seuil se traduit par :

$$T = \arg \max_t \{h(t) - Hull(t)\}, \quad (4.1)$$

où $h(t)$ est la valeur de l'histogramme pour le niveau de gris t et $Hull(t)$ est l'enveloppe convexe estimée par :

$$Hull(k) = \max \left[h(k), \max \left\{ h(p), \frac{k-p}{q-p} \{h(q) - h(p)\} \right\} \right], \quad (4.2)$$

avec $i \leq p < k$ et $k \leq q \leq j$, i et j étant respectivement les intensités des pixels minimums et maximums de l'ensemble de l'image à seuiller.

La FIGURE 4.7 présente un exemple d'histogramme d'image (en bleu) et son enveloppe convexe (en vert). Dans ce cas, la méthode de Rosenfeld indique un seuil à 31, situé dans la première vallée, juste après le premier pic.

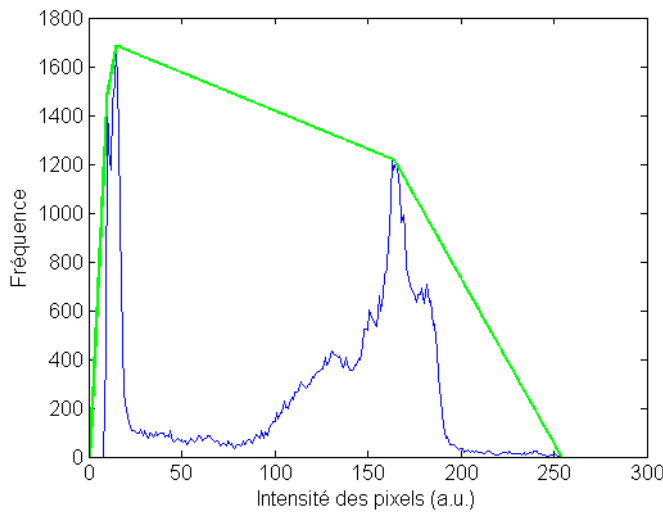


FIGURE 4.7 – Exemple d'histogramme (bleu) et son enveloppe convexe (vert).

3.1.2/ CLASSIFICATION NON SUPERVISÉE : MAXIMISATION DE LA VARIANCE INTER-CLASSE

Le critère proposé par Otsu [110] est de maximiser la variance inter-classe, ce qui revient à minimiser la variance intra-classe après seuillage. L'expression mathématique du seuil est alors :

$$T = \arg \max_t \left\{ \frac{P(t)[1 - P(t)][m_f(t) - m_b(t)]^2}{P(t)\sigma_f^2(t) + [1 - P(t)]\sigma_b^2(t)} \right\}, \quad (4.3)$$

avec $P(t)$ la probabilité estimée liée au niveau de gris t , m_f la moyenne estimée des niveaux de gris au-dessus de t , m_b la moyenne estimée des niveaux de gris en-dessous de t , $\sigma_f^2(t)$ et $\sigma_b^2(t)$ les variances au-dessus et en-dessous de t .

3.1.3/ ENTROPIE : MAXIMISATION *a posteriori*

L'entropie mesure la quantité d'informations contenue dans un signal. Kapur, Sahoo et Wong suggèrent de considérer le premier plan et l'arrière plan comme deux sources distinctes de signal [118]. Chacune peut être caractérisée par son entropie et le seuil idéal est celui qui permet de maximiser la quantité d'informations fournie par chacune de ces sources. Ce seuil s'exprime de la façon suivante :

$$T = \arg \max_t \{H_f(t) + H_b(t)\}, \quad (4.4)$$

avec

$$H_f(t) = - \sum_{g=0}^t \frac{p(g)}{p(t)} \log \left(\frac{p(g)}{p(t)} \right), \quad (4.5)$$

et

$$H_b(t) = - \sum_{g=t+1}^n \frac{p(g)}{p(t)} \log \left(\frac{p(g)}{p(t)} \right), \quad (4.6)$$

où H_b et H_f sont les entropies de l'arrière plan et du premier plan en fonction du seuil candidat t , dont $p(t)$ est la probabilité estimée et $p(g)$ est celle du niveau de gris g . La variable n représente le plus haut niveau de gris de l'image.

3.1.4/ PRÉSERVATION D'ATTRIBUT : CONSERVATION DES MOMENTS STATISTIQUES

H.W. Tsai a proposé en 1985 une méthode de seuillage exploitant les propriétés statistiques de l'image [111]. Le seuil est déterminé de façon à ce que les moments statistiques non centrés des images avant et après binarisation soient égaux.

Le moment statistique d'ordre i d'une image g en niveaux de gris peut s'exprimer sous la forme de l'Eq. 4.7 :

$$m_{gi} = \sum_j p_j(z_j)^i, \quad (4.7)$$

où p_j est la probabilité du niveau de gris z_j connue à partir de l'histogramme de l'image.

Le moment m_b d'ordre i d'une image binaire s'exprime donc :

$$m_{bi} = p_0(z_0)^i + p_1(z_1)^i. \quad (4.8)$$

L'égalsation des moments entre l'image avant et après binarisation revient donc à :

$$m_{gi} = m_{bi}. \quad (4.9)$$

Il y a quatre inconnues à déterminer pour l'image binaire : p_0, p_1, z_0 et z_1 . Un système de quatre équations à quatre inconnues est alors requis, ce qui peut être accompli à partir des quatre premiers moments statistiques de l'image en niveaux de gris :

$$\begin{cases} p_0(z_0)^0 + p_1(z_1)^0 = m_{g0}, \\ p_0(z_0)^1 + p_1(z_1)^1 = m_{g1}, \\ p_0(z_0)^2 + p_1(z_1)^2 = m_{g2}, \\ p_0(z_0)^3 + p_1(z_1)^3 = m_{g3}. \end{cases} \quad (4.10)$$

Après la résolution de ce système, le seuil T est déterminé en sommant les probabilités des niveaux de gris jusqu'à ce que cette somme soit égale à p_0 . Autrement dit :

$$T = j \setminus \sum_{z_n=0}^j p_{z_n} = p_0. \quad (4.11)$$

A noter qu'il est possible que les moments ne soient pas strictement égaux, auquel cas, c'est la valeur minimisant la différence qui est retenue.

3.1.5/ SPATIALE : ENSEMBLES ALÉATOIRES

Cet algorithme a été présenté par Friel et Molchanov [119]. Chaque opération de binarisation donne naissance à deux ensembles répartis aléatoirement dans l'image. Un des moyens de caractériser cette répartition est de calculer la cartographie des distances, aussi appelée transformée de distance. On rappelle que pour chaque pixel, sa transformée a pour valeur celle de la distance du pixel considéré jusqu'à son plus proche voisin non nul. Comme toute mesure de distance, plusieurs métriques peuvent être envisagées (Euclidienne, Manhattan, etc). Dans notre cas, nous avons utilisé la norme L_∞ ,

aussi dénommée par distance de Tchebychev. Si l'on considère deux points A et B de coordonnées (x_A, y_A) et (x_B, y_B) , alors la distance les séparant $D(A, B)$ au sens de la norme L_∞ est définie comme :

$$D(A, B) = \max(|x_A - x_B|, |y_A - y_B|). \quad (4.12)$$

L'image de départ est décrite par une cartographie moyenne des distances, estimée à partir de l'intégralité des transformées effectuées pour chacune des intensités rencontrées. Pour Friel et Molchanov, le seuil idéal est celui qui permet d'aboutir à la transformée la plus proche de la cartographie moyenne :

$$T = \arg \min_t \|\bar{D} - D(t)\|_\infty, \quad (4.13)$$

où \bar{D} est la cartographie moyenne et $D(t)$ la transformée lorsque le seuil est fixé à t .

En plus de mentionner la possibilité d'utiliser différentes métriques, les auteurs précisent que les cartographies utilisées pour le calcul de la valeur moyenne peuvent y être pondérées en fonction du taux d'occurrences du niveaux de gris. Nous avons constaté de meilleurs résultats sans pondération, d'où l'absence de ce facteur dans cette étude.

3.1.6/ LOCALE : CARACTÉRISATION DU CONTRASTE

La variation d'illumination est un des problèmes fréquemment rencontrés pour l'analyse de documents numérisés. Une approche purement globale pour la binarisation comporte le risque de ne pas réussir à identifier du texte (objet de très faible intensité) si l'arrière plan est trop sombre. Afin d'adresser ce type de contrainte, Sauvola et Pietikäinen ont développé un calcul de seuil local pour chaque pixel à partir des propriétés statistiques du voisinage [120]. Celles-ci servent à caractériser le contraste local et adapter le seuil en conséquence. Le calcul s'inspire de celui présenté par Niblack dans [121] tout en y ajoutant certains paramètres :

$$T(x, y) = \mu(x, y) \left[1 + k \cdot \left(\frac{\sigma(x, y)}{R} - 1 \right) \right], \quad (4.14)$$

avec $T(x, y)$ le seuil pour le pixel de coordonnées (x, y) , $\mu(x, y)$ et $\sigma(x, y)$ les moyennes et variances du voisinage, k un facteur de pondération de l'influence de la variance, compris

entre 0,2 et 0,5 et R est la valeur maximum de la variance (e.g. dans le cas d'une image 8 bits, $R = 2^{8-1} = 128$). A noter que nous avons utilisé l'implémentation proposée par Shafait *et al.* dans [122].

3.2/ PROCESSUS D'ÉVALUATION

3.2.1/ DESCRIPTION GÉNÉRALE

La méthode d'évaluation est la suivante :

1. On dispose d'un jeu de 15 images. Les dix premières sont des acquisitions réelles effectuées sur des circuits de technologies diverses. Les cinq dernières sont des images simulées.
2. Pour chaque image, on crée une image de référence. Dans le cas d'images réelles, les contours de chaque spot à identifier sont dessinés manuellement. Pour les images synthétiques, les paramètres des gaussiennes sont utilisés afin de tracer les ellipses correspondantes.
3. Chaque algorithme présenté précédemment est utilisé pour le seuillage itératif. Pour chaque résultat, on définit manuellement le nombre d'itération à garder.
4. Pour chacune des images segmentées, un score par rapport à l'image de référence est calculé.

A termes, un score moyen est calculé afin de déterminer si une classe particulière d'algorithme est optimisée pour le traitement d'images TRI. L'intégralité des quinze images de test est disponible en FIGURE 4.8.

3.2.2/ PRÉCISIONS SUR LA CRÉATION D'IMAGES DE SYNTHÈSES

Nous avons vu que la combinaison de plusieurs sources d'émission couplée à la réponse optique du système va aboutir à la formation de gaussiennes. Le signal va aussi être altéré par le processus de Poisson et par le bruit thermique. En partant de ces propriétés, il est possible de créer des images de synthèse où les objets sont des gaussiennes de tailles variables que l'on vient dégrader par la génération de divers bruits.

Pour chacune des cinq images, le nombre de gaussiennes n ainsi que les paramètres $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ (moyenne et écart-type dans les directions x et y), sont générés

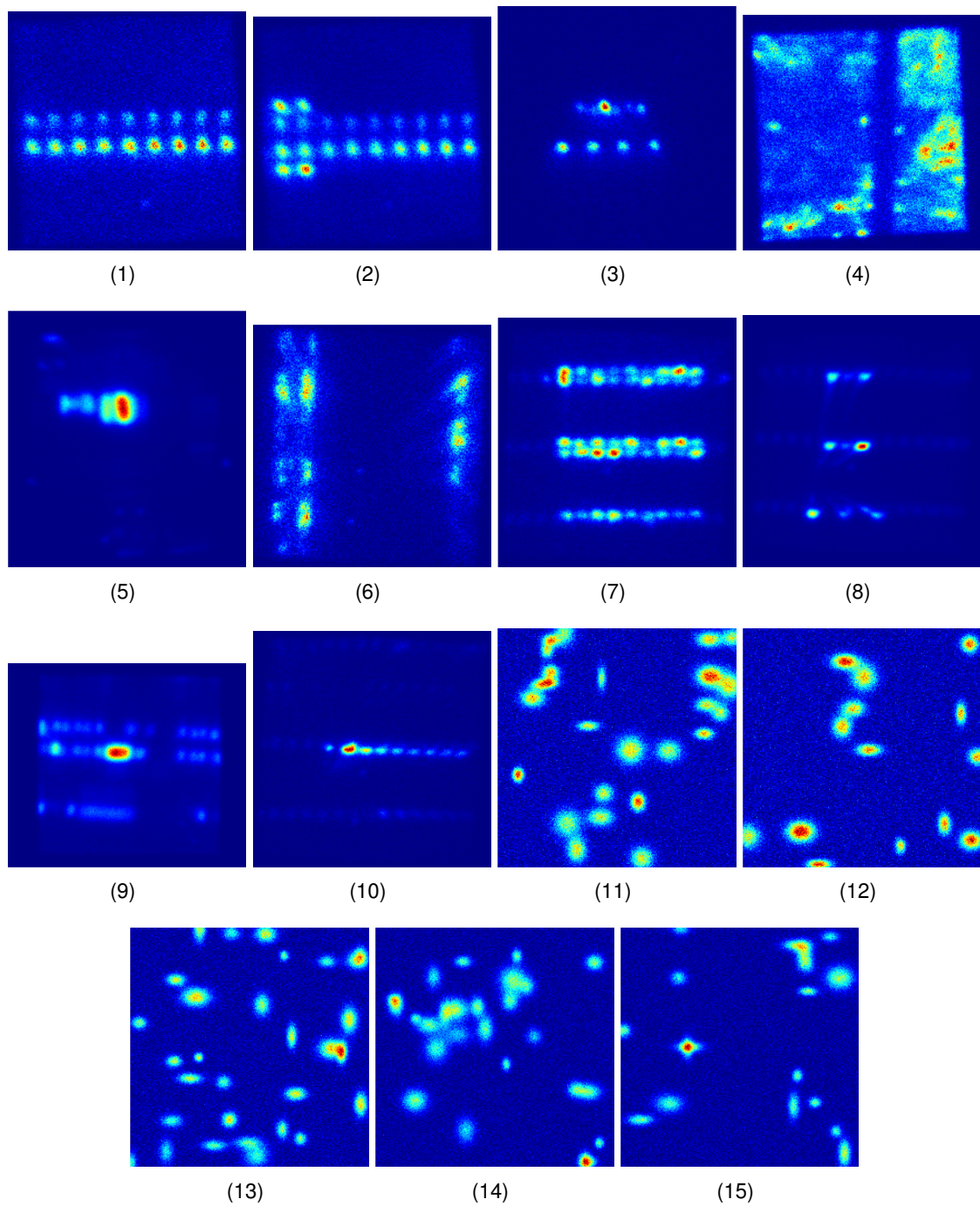


FIGURE 4.8 – Jeu d'images d'évaluation pour l'étude d'algorithme de seuillage.

aléatoirement. Un intervalle de définition est toutefois fixé arbitrairement pour chaque paramètre. Ainsi $n \in [20; 60]$, $\mu_x, \mu_y \in [1; 249]$ et $\sigma_x, \sigma_y \in [3; 10]$. Le maximum de la gaussienne est compris entre 0,5 et 1. Le bruit des sources parasites (thermique ou autre) est modélisé par un bruit blanc gaussien additif centré autour de 0,05 a.u. et d'écart-type 0,05 a.u., ce qui représente 5% de la valeur maximale possible pour les gaussiennes. Concernant la génération du bruit de Poisson, pour chaque pixel, la nouvelle valeur est déterminée à partir d'un tirage aléatoire suivant une loi de Poisson dont le paramètre λ (moyenne et variance) est égal à la valeur du pixel. Avant l'application de la transformation de Poisson, chaque pixel voit son intensité convertie sur une échelle de 256 valeurs entières comprises entre 0 et 255 pour un enregistrement 8 bits de l'image. Les images 11 à 15 de la figure 4.8 sont des exemples d'images générées par ce processus.

3.2.3/ MÉTRIQUE D'ÉVALUATION

L'article [123] présente une organisation des méthodes d'évaluations de segmentation. Nous retiendrons qu'au plus bas niveau il existe une distinction entre les méthodes dites supervisées et celles dites non-supervisées. Les premières ont besoin d'une image de référence pour calculer le score alors que les secondes le calculent directement à partir du contenu de l'image. L'argument en faveur de méthodes non supervisées est l'absence de besoin de références, souvent créées par un opérateur humain et donc sujettes à erreurs. D'un autre côté, une segmentation par seuillage vise à optimiser un critère particulier, ce qui revient à l'évaluation non supervisée du dit paramètre. Utiliser une telle métrique n'a alors pas de sens. Nous orientons donc notre choix vers une évaluation supervisée, à partir d'images de référence réalisées par nos soins.

Il existe une grande variété de métriques dédiées à la qualification de résultats de segmentation [124, 125]. Il est fréquent que ces indicateurs soient développés dans un contexte donné et difficilement applicables sur des images de natures différentes. Par exemple [126] propose une méthode où les objets à retrouver sont au-préalable identifiés à l'aide d'une opération de squelettisation. Cette approche convient à des objets de type lettre dans des documents numérisés mais ne peut convenir pour des spots d'émission. Cette dépendance de la métrique vis à vis du contexte d'application a déjà été rapportée dans la littérature scientifique et technique ([123] n'est qu'un exemple parmi d'autres). L'évaluation d'images segmentées reste donc une question ouverte et une problématique

à part entière du traitement d'images.

Les besoins de l'évaluation d'images segmentées en émission de lumière dynamique sont les suivants :

- Chaque spot doit être identifié.
- La fusion de spots proches ne doit pas avoir lieu (sous-segmentation).
- Une source ne doit pas être subdivisée (sur-segmentation).

Lorsque deux sources sont spatialement proches, il y a risque de superposition. Celle-ci augmente l'intensité locale et si le seuil est inférieur à cette valeur, la distinction entre les deux spots après seuillage par détection de contours peut être compromise. En fin d'étiquetage, ces deux régions sont identifiées comme formant un seul et même spot. Il s'agit alors d'un problème de sous segmentation. Celle-ci est contraignante en vue de l'application finale : rien ne garantit que ces deux spots aient la même activité électrique. Le tracé de la forme d'onde optique sera un mélange, ce qui est à terme une source d'erreurs pour la cartographie de paramètres. Ce type de résultats doit être sanctionné par l'évaluation.

L'identification du cœur du spot est plus importante que l'incorporation des bordures (on rappelle que les spots ont une allure gaussienne, donc le signal temporel sera beaucoup plus faible sur les bords de la Gaussienne qu'au centre). Comme les images de référence sont réalisées manuellement, obtenir des contours identiques après segmentation ne peut être un critère de choix dans l'évaluation.

Polak, Zhang et Pi ont développé une métrique appelée Object-Consistency Error (OCE) dédiée à des objets de forme ellipsoïdale et qui prend en considération les cas de sur et sous-segmentation [127]. Une première erreur E_{GS} sanctionnant les différences entre la vérité terrain et l'estimation est calculée :

$$E_{GS} = \sum_{j=1}^M W_j \left(\sum_{i=1}^N J(A_j, B_i) \cdot W_{ji} \right); \quad (4.15)$$

avec

$$J(A_j, B_i) = \frac{|A_j \cap B_i|}{|A_j \cup B_i|};$$

$$W_{ji} = \frac{\bar{\delta}(|A_j \cap B_i|)|B_i|}{\sum_{k=1}^N \bar{\delta}(|A_j \cap B_k|)|B_k|}; \quad W_j = \frac{|A_j|}{\sum_{l=1}^M |A_l|};$$

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & x = 0 \\ 0, & x \neq 0, \end{cases} \text{ et } \bar{\delta}(x) = 1 - \delta(x);$$

et où pour un ensemble noté X , $|X|$ est le cardinal de cet ensemble : $|X| = \text{card}(\{X\})$, G est la vérité terrain, S est la segmentation estimée, A_j est j^{ieme} objet de G et B_i est la i^{ieme} région de S . A noter que $J(A_j, B_i)$ est l'indice de Jacquard, une mesure de la similarité de deux ensembles. Plus précisément, pour les régions A_j et B_i , cette mesure fournit un indicateur de surface partagée.

De la même manière, on calcule l'erreur E_{SG} qui est complémentaire à E_{GS} . En définitive, le score OCE est défini par :

$$OCE = \min(E_{GS}, E_{SG}). \quad (4.16)$$

L'OCE est compris entre 0 et 1, sachant qu'un score de 1 indique une segmentation parfaite. Ce score est différent de la version proposée dans [127] où l'erreur était exprimée comme $E_{GS} = \sum_{j=1}^M W_j \left(1 - \sum_{i=1}^N J(A_j, B_i) \cdot W_{ji}\right)$. Dans ce cas, une segmentation optimale par rapport à la référence donnait un OCE de 0.

3.3/ PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS

Une synthèse des résultats de chaque méthode sous forme de diagramme en boîtes est disponible en FIGURE 4.9. La FIGURE 4.10 renseigne sur le score par image et par méthode. L'indice image correspond à celui donné dans la FIGURE 4.8. Dans cette analyse, nous utiliserons les abréviations suivantes :

- Q1 : 1^{er} quartile.
- M : médiane.
- Q3 : 3^{ième} quartile.
- IQ : Intervalle interquartile.

La méthode d'Otsu obtient des résultats relativement peu dispersés par rapport à d'autres méthodes (Q1 = 0,37 a.u., M = 0,40 a.u., Q3 = 0,52 a.u., IQ = 0,15 a.u.), comme celle de Kapur (Q1 = 0,31 a.u., M = 0,41 a.u., Q3 = 0,56 a.u., IQ = 0,25 a.u.). Concernant cette dernière, on remarque un premier quartile plus bas qu'Otsu, mais un troisième plus élevé. En définitive, la méthode de Kapur peut réaliser de meilleures performances que celles d'Otsu, mais se montre plus variable (intervalle interquartile plus élevé). L'application des

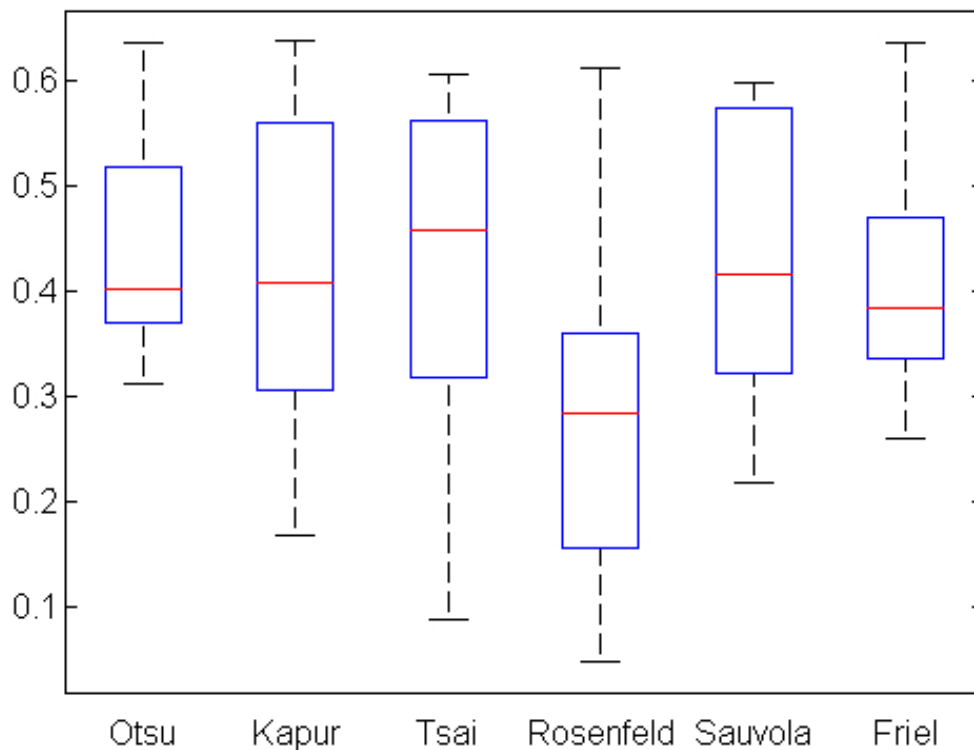


FIGURE 4.9 – Boîte à moustaches des scores OCE par image des différentes méthodes de seuillage évaluées.

algorithmes de Tsai ($Q1 = 0,32$ a.u., $M = 0,46$ a.u., $Q3 = 0,56$ a.u., $IQ = 0,25$ a.u.) et Sauvola ($Q1 = 0,32$ a.u., $M = 0,42$ a.u., $Q3 = 0,57$ a.u., $IQ = 0,25$ a.u.) donne des scores aux statistiques semblables à celles de Kapur. La méthode de Rosenfeld possède les statistiques les plus faibles de ce comparatif ($Q1 = 0,16$ a.u., $M = 0,28$ a.u., $Q3 = 0,36$ a.u., $IQ = 0,2$ a.u.). Les scores de l'algorithme de Friel présentent une certaine similitude avec ceux d'Otsu, bien que de valeurs légèrement moindres ($Q1 = 0,34$ a.u., $M = 0,38$ a.u., $Q3 = 0,47$ a.u., $IQ = 0,13$ a.u.). Il s'agit de la méthode avec les résultats les moins dispersés.

Par analyse des répartitions de la FIGURE 4.9, on peut distinguer trois groupes. Le premier est constitué des méthodes d'Otsu et de Friel, dont les résultats sont peu dispersés. Cela signifie que leurs performances sont moins sujettes à variation en fonction du contenu de l'image. Il peut s'agir là d'un critère de robustesse.

La seconde classe regroupe les méthodes de Kapur, Tsai et Sauvola. Leurs intervalles interquartiles sont égaux et leurs médianes et troisième quartiles sont les plus élevés. Ces

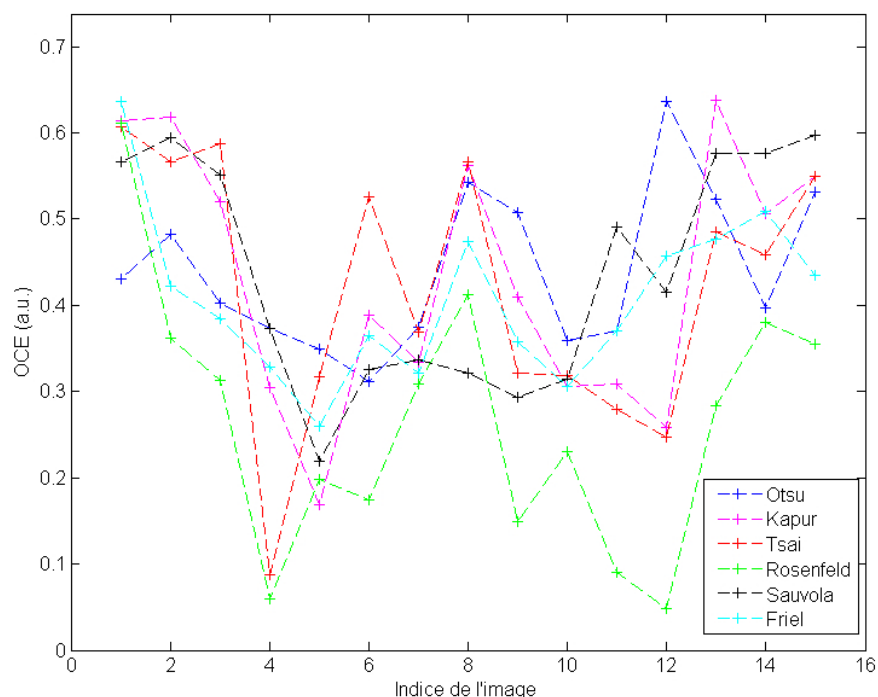


FIGURE 4.10 – Résultats image par image pour chaque algorithme.

propriétés indiquent une capacité à donner de très bons résultats pour certaines images mais aussi de réaliser des performances médiocres sur d'autres. L'exemple de la conservation des moments est particulièrement représentatif de cette classe. Cette méthode est capable d'obtenir le deuxième plus mauvais score sur l'ensemble du comparatif (valeur minimale de 0,09 a.u.) mais possède la médiane la plus élevée des six méthodes. Si l'on se reporte à la FIGURE 4.10, cette minimale est atteinte pour l'image 4. Celle-ci a la particularité d'avoir un arrière plan d'intensité variable, du fait d'une haute densité de sources d'émission. Il est aussi intéressant d'observer, toujours en FIGURE 4.10, que la méthode de Tsai obtient des résultats parmi les meilleurs sur les images 1,2,3,6 et 7. Dans ces dernières, les spots sont séparés et distincts de l'arrière-plan. Ainsi, une analyse image par image permet d'observer que l'algorithme de Tsai semble mieux convenir au cas de spots relativement séparés et d'intensités largement supérieures à l'arrière plan. Ce phénomène explique la grande répartition propre à cette méthode.

La dernière classe ne contient que la méthode de Rosenfeld. L'écart interquartile des résultats est similaire à ceux des méthodes de la seconde classe, ce qui indique encore une fois une certaine disparité, mais les valeurs des quartiles sont plus faibles que celles

des autres méthodes. L'algorithme de Rosenfeld serait donc à éviter pour cette application. On rappelle que pour celui-ci, le seuil optimal est défini à partir de la recherche de points singuliers de l'histogramme, et plus particulièrement de vallées, définies comme des lieux de haute concavité. Ces faibles résultats suggèrent que :

- soit de tels lieux ne font pas de bons candidats au seuil dans les images d'émission de lumière dynamique,
- soit ils n'existent pas de lieu de haute concavité dans l'histogramme de ces images.

Ces deux cas de figure permettent néanmoins de conclure que la recherche de vallées n'est pas pertinente pour les images acquises en émission de lumière dynamique. Ainsi, toutes les méthodes basées sur ce critère sont à proscrire dans ce contexte d'application.

Du fait de la tendance de ses résultats à être supérieurs à ceux de Friel et de sa faible répartition, la méthode d'Otsu serait la plus à même d'être utilisée de façon générique pour une décomposition par seuillage itératif des images d'émission de lumière. Elle peut malgré tout être supplantée au cas par cas. Au regard de la FIGURE 4.10, il est intéressant de relever que les images où la conservation des moments (Tsai) donne de pauvres résultats, la maximisation de la variance interclasse (Otsu) se montre plus efficace (par exemple, sur les images 4 et 12). Cela suggère qu'il y aurait un intérêt à multiplier les méthodes en vue d'optimiser les résultats.

4/ PERSPECTIVES

4.1/ COMPLÉMENTARITÉ APPROCHE LOCALE ET GLOBALE

La FIGURE 4.11 (a) montre les localisations théoriques des nœuds d'émission pour l'image (7) du jeu d'image de test. D'après la FIGURE 4.10, la méthode donnant le meilleur score par seuillage itératif est la méthode d'Otsu avec un score de 0,37 a.u. Nous avons reporté l'image segmentée dans la FIGURE 4.11 (b) et comme nous pouvons le voir, il manque un certain nombre de régions. Le résultat donné par la méthode de Tsai montre au contraire un bien plus grand nombre de pixels affecté au premier plan (image (c)). Malheureusement, la plupart des régions sont reliées les unes aux autres, d'où un score légèrement plus bas que celui d'Otsu (OCE = 0,368) alors que plus de pixels ont été correctement identifiés.

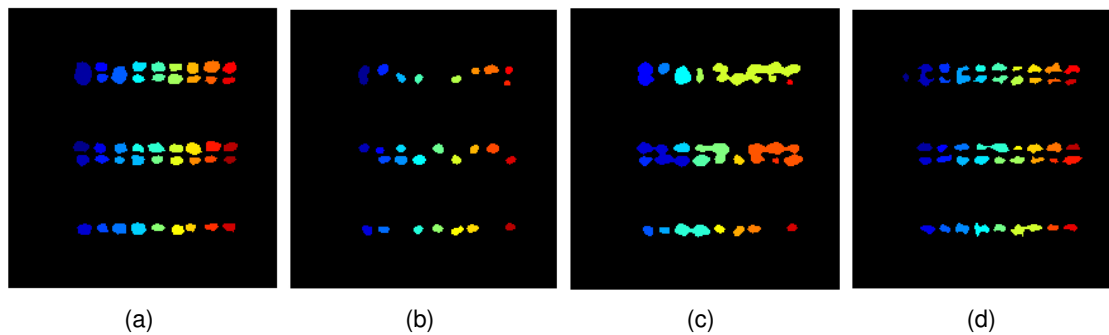


FIGURE 4.11 – Illustration du gain obtenu par combinaison de méthode de seuillage. Le résultat théorique (a), celui de la méthode d'Otsu (b), celui de la méthode de Tsai (c) et celui par combinaison de seuillage global et local (d).

A la fin de la section précédente, la constatation de l'absence d'une méthode de calcul du seuil véritablement générique nous a amené à conclure qu'une combinaison de méthodes de seuillage pouvait représenter une perspective. Les images TRI se caractérisent par des objets d'intensités plus fortes que l'arrière plan, fortement bruité. Ces objets peuvent être proches, voir s'entrecouper comme c'est le cas sur l'image (7) de la FIGURE 4.8. Un seuil relativement bas doit permettre d'isoler dans un premier temps ces objets sans pour autant séparer ceux pour lesquels il y a intersection. Si on considère un seuil défini localement, dans le cas d'une fenêtre suffisamment petite, il y a une très forte probabilité que le point le plus bas de l'intersection des deux gaussiennes soit identifié comme en dessous du seuil local. La combinaison d'une méthode globale et locale doit donc permettre à la fois d'extraire les spots et de les séparer lorsqu'il y a recouvrement.

Cette idée a été mise en application sur l'image 7 et le résultat est disponible en FIGURE 4.11 (d). Plus précisément le processus a été le suivant :

1. Seuillage globale : méthode d'Otsu.
2. Seuillage local : le seuil pour le pixel considéré est défini comme la médiane de voisinage avec une fenêtre [3,3].
3. Détection de contours par le Laplacien du filtre Gaussien.
4. Remplissage par diffusion.
5. Érosion par un élément structurant de type carré de taille 2x2.

Le résultat montre que même s'il reste un lien entre certaines sources, le nombre de régions isolés est plus important qu'avec l'approche du seuillage itératif n'utilisant qu'une

seule méthode. Le score OCE pour cette méthode est de 0,5853 a.u. Il résulte des différents tests effectués qu'une approche multimodale apporte un gain réel, d'autant plus dans le cas d'une analyse avec peu d'*a priori*.

4.2/ CLASSIFICATION PAR ATTRIBUTS FRÉQUENTIELS DES RÉSULTATS DE SEUILLAGE ITÉRATIF

Toute l'approche développée dans ce chapitre a pour objectif de limiter l'intervention de l'opérateur humain pour éviter que la subjectivité ne soit une source d'erreurs. De ce point de vue, le choix du nombre d'itérations à garder est un des inconvénients du processus de seuillage itératif. Au regard des figures 4.4 et 4.6, les premières itérations sont constituées en majorité de groupes de pixels très localisés, les sources de photons, alors que les dernières contiennent beaucoup de pixels alternativement blancs et noirs. Dans le domaine de Fourier, cela signifie que les hautes fréquences sont bien plus présentes dans ces dernières. Il s'agit donc là d'un signe distinctif. A partir de cette caractéristique, il est possible de faire une discrimination automatisée entre images de signal et de bruit.

Les algorithmes de classifications sont regroupés en deux familles : ceux dits supervisés et ceux non-supervisés. Pour les premiers, on dispose d'un jeu de données d'apprentissage pour entraîner le classifieur à trouver le modèle optimal de distinction entre les différentes classes. Dans le second, la discrimination est faite à partir du jeu de données à classer en cherchant à créer les classes qui optimisent un critère spécifique. La similitude entre les résultats du seuillage itératif permet de considérer un classifieur supervisé que l'on entraînerait avec quelques exemples.

Comme la classification doit se faire à partir d'une description fréquentielle des images et qu'un bon nombre de classifieurs requièrent des vecteurs de description des données, le choix d'un descripteur fréquentiel type Descripteurs Généralisés de Fourier (DGF) [128] vient naturellement. La référence montre également la qualité des résultats obtenus dans la reconnaissance d'objets en utilisant un classifieur de type séparateur à vaste marge (aussi appelés machine à support de vecteurs, SVM - Support Vector Machine). Le SVM présente aussi l'avantage de ne pas nécessiter trop de paramètres d'entrée.

		Classe estimée	
		Signal	Bruit
Classe théorique	Signal	18	2
	Bruit	1	24

TABLE 4.1 – Matrice de confusion du classement des images issues du seuillage itératif par DFG et SVM.

En résumé, la démarche de traitement est la suivante :

1. L'image est décomposée par seuillage itératif.
2. Pour chaque image, on calcule le DGF.
3. Un SVM classe les images à partir de leurs DGF. Celui-ci a d'abord été entraîné à l'aide d'un échantillon de données classées par un expert.

Nous avons testé ce processus sur un petit échantillon des images présentées en FIGURE 4.8. Le seuillage itératif est réalisé avec l'algorithme d'Otsu. On utilise les résultats des images 1 à 3 pour l'entraînement du SVM et les images 4 à 7 sont les cobayes. Les résultats du classement par SVM sont reportés sous la forme de matrice de confusion dans la TABLE 4.1. Sur les vingt images que nous avons classées comme contenant des sources d'émission, deux ont été identifiées comme ne contenant que des pixels d'arrière plan. Une image de bruit a été classée comme constituée de sources. Il y a donc eu trois images mal classées, ce qui donne un taux d'erreurs de 6,5 %. Cette faible valeur suggère que la méthode de classification basée sur le couple DGF/SVM présente un intérêt certain dans ce contexte d'application. Après une analyse par jeu d'images, nous avons observé que les images mal classées se situent au basculement signal/bruit dans le classement de référence. Il serait intéressant de tester si le jeu d'entraînement possède une influence sur le classement de ces images en particulier.

Ces résultats préliminaires valident le potentiel de l'utilisation de descripteurs fréquentiels. Pour aller plus loin, nous envisageons de créer un descripteur pour chaque niveau de gris et d'effectuer une classification des niveaux de gris à partir de cet attribut. Il s'agirait alors d'une nouvelle méthode de seuillage.

5/ CONCLUSION

Si les images acquises en émission de lumière peuvent sembler simples de prime abord, l'identification automatisée des sources n'est cependant pas une tâche triviale. Ceci est d'autant plus vrai en l'absence de connaissances préalables du circuit (position des nœuds, etc). Cette étape est, malgré tout, indispensable si l'on souhaite réaliser la cartographie d'un paramètre électrique à partir du signal optique associé à chaque région. Un processus basé sur le seuillage d'images est une approche venant naturellement à l'idée pour réaliser cet objectif, puisque les objets que l'on cherche à extraire ont une intensité plus importante que celle du bruit de fond.

Afin de faire face à la variabilité des intensités rencontrées dans la zone d'acquisition, un algorithme de seuillage itératif a été proposé dans ce chapitre. Celui-ci donne des résultats satisfaisants sur des zones d'acquisition simples comme les chaînes d'inverseurs sur des circuits de test, mais nécessite des ajustements pour des cas plus complexes. L'insertion d'étapes de traitements basés sur la morphologie mathématique induit une variabilité des résultats et peut porter préjudice à la segmentation. Une couronne périphérique (les bords des spots) peut être connectée à une source d'émission proche suite à l'application de la série de traitements, ce qui entraîne l'élimination de cette source lors de la suppression automatique de la couronne.

L'analyse de différents algorithmes de définition automatique du seuil n'a pas permis de faire ressortir une méthode plutôt qu'une autre. Il s'est néanmoins avéré que la classe des méthodes fondées sur une recherche de points singuliers de l'histogramme est la moins adéquate. Les méthodes visant à regrouper les niveaux de gris, comme celle d'Otsu, semblent obtenir un score moyen en règle général et serait donc les plus proches d'une méthode générique. Les derniers résultats, obtenus par combinaison de méthodes globales et locales, offrent une perspective réelle, avec un véritable gain, notamment pour le cas de spots se recouvrant partiellement.

En conclusion, dans le cas d'une absence totale de connaissance du circuit, le traitement d'image peut offrir des solutions réelles pour l'identification automatisée des spots. Cependant, l'étude d'une approche seuillage n'a pas permis d'aboutir à un processus générique et le résultat en fin de traitement reste à optimiser au cas par cas. D'autres approches doivent donc être considérées, la multi-modalité étant très certainement une des

voies à privilégier dans le cadre d'une absence d'hypothèses fortes. Enfin, l'information fréquentielle reste également à exploiter, comme le suggère les résultats du dernier paragraphe de ce chapitre. Pour terminer, on rappelle que les travaux portant sur le seuillage itératif ont pu être valorisés par une publication dans l'acte de la conférence ISTFA de 2012 [105].

SYNTHÈSE SPATIALE D'INFORMATIONS TEMPORELLES

Sommaire

1	Introduction	118
2	Problématiques de la cartographie fréquentielle	119
2.1	Méthodes d'analyse spectrale usuelles	120
2.2	Limites des approches usuelles	121
2.2.1	Limites de la recherche de maximum dans le domaine de Fourier	121
2.2.2	Cas de l'autocorrélation	122
2.2.3	Intervalle inter-pics	123
3	Estimation dans le contexte de fréquences connues	124
4	Cas de l'absence totale d'information	126
4.1	Rappel sur les ondelettes	126
4.2	Description du processus de traitement	129
5	Analyse d'acquisitions par cartographie séquentielle	131
5.1	Protocole de détermination automatique de la fréquence	131
5.2	Présentation du cas d'étude	132
5.3	Identification des sources	132
5.4	Résultats d'estimation de fréquences	134
5.4.1	Acquisition A	134
5.4.2	Acquisition B	136
5.5	Comparaison de base de données	139
6	Perspectives	140

6.1	Réduction de dimension et classification des spectres	140
6.2	Analyse par pixel	143
7	Conclusion	146

1/ INTRODUCTION

De part son principe, l'émission de lumière dynamique permet d'avoir accès aux informations de timing des signaux électriques transitant dans la zone analysée. Par exemple, si un signal est généré par une horloge de fréquence 10 MHz, il se produit une émission à une fréquence de 20 MHz (la fréquence de commutation étant l'inverse de la demi-période de l'horloge). Fréquence et phase sont deux grandeurs fréquemment étudiées pour la caractérisation de signaux électriques, d'où l'intérêt particulier porté à celles-ci. Les travaux de Bascoul (voir chapitre 3, section 4.2) ont montré que l'information de timing peut être synthétisée par une cartographie de la propagation des signaux. Ces précédents travaux s'appuient sur une unicité des signaux dans la zone étudiée et une certaine connaissance de la région d'acquisition. L'analyse de circuits avec un minimum d'*a priori* est une des problématiques étudiées dans le cadre de cette thèse. Il convient donc de considérer l'hypothèse où l'activité de la région n'est pas uniforme et plusieurs signaux peuvent être rencontrés. L'approche séquentielle, dont la présentation et l'étude ont été commencées dans les deux chapitres précédents, a pour objectif d'offrir une solution à ce type de cas de figure.

Pour rappel, nous nous sommes restreint à une analyse de signaux bidimensionnels sur (x, y) pour identifier automatiquement les nœuds d'émission, puis unidimensionnels sur (t) par analyse de l'émission en fonction du temps pour chacune de ces régions. La première partie de ce processus a été abordée dans le chapitre précédent, il convient donc maintenant de s'intéresser à l'analyse des signaux TRE pour extraire et offrir cette synthèse spatiale du dit paramètre dépendant du temps.

Dans ce chapitre, la détermination automatique de la fréquence dans des régions à activités multiples est étudiée. Il existe des techniques comme la cartographie fréquentielle par sonde laser où la détection de fréquence est inhérente au processus d'acquisition, toutefois il existe également un intérêt à retrouver cette information par émission de lumière. Si l'on trouve dans la littérature des articles visant à mettre en concurrence

des techniques d'analyse des circuits [47] comme l'émission de lumière et le sondage laser, d'autres [129] ont montré l'intérêt de multiplier les moyens. Tous ne donnent pas de meilleurs résultats sur l'intégralité des circuits rencontrés. Dans certains cas, la cartographie laser peut être la plus adaptée alors que pour d'autres, c'est l'émission qui sera optimale. Ainsi, cette étude s'inscrit dans cette démarche. L'objectif n'est pas de surclasser un outil mais au contraire d'apporter une information complémentaire.

On peut considérer deux contextes : soit l'opérateur connaît les fréquences rencontrées dans la zone d'acquisition mais ne connaît pas leur répartition, soit celles-ci sont inconnues. Dans le premier cas, l'étude est simplifiée puisqu'on cherchera pour quelle fréquence l'inter-corrélation est maximale entre un signal théorique et l'observation. Cette approche est similaire aux travaux de Bascoul mais fait le lien entre les techniques de pattern matching et de détection synchrone. Le cas de fréquence inconnue est plus complexe puisqu'un certain nombre de facteurs vont venir perturber la détection par des méthodes usuelles. Un filtrage par ondelette est proposé pour contourner ces difficultés et améliorer la justesse de la détection.

Dans un premier temps, nous donnons quelques précisions sur les méthodes de détection de fréquence disponibles. Dans un second temps, on détaille le processus de détection de la fréquence dans le contexte de minimum d'informations (fréquences connues). Dans un troisième temps, on traite le cas d'absence totale d'*a priori*. Quelques fondamentaux sur les ondelettes sont rappelés avant de décrire plus précisément le processus d'estimation. Dans un quatrième temps, ces deux méthodes sont appliquées sur des circuits programmés dans un FPGA avec pour objectifs, une comparaison de données et l'isolation des nœuds à activités différentes. Enfin, dans un cinquième paragraphe, nous présentons quelques perspectives et terminons ce chapitre par une conclusion.

2/ PROBLÉMATIQUES DE LA CARTOGRAPHIE FRÉQUENTIELLE

Dans cette étude, nous considérons principalement des signaux périodiques de type horloge, compteur, etc, et non des signaux de données logiques. En effet, dans le cas de données, la période est la durée de la séquence de test, mesure utilisée pour le repliement des photons. Un défaut entraînant une modification aléatoire de la période du signal

de données se manifestera en émission de lumière de diverses manières (notamment gigue). La recherche de fréquence dans ce cas ne représente donc aucun intérêt.

2.1/ MÉTHODES D'ANALYSE SPECTRALE USUELLES

Les signaux TRE sont constitués de pics d'émission d'intensité variables dégradés par un bruit d'origine diverse (bruit thermique, interférences avec sources voisines, etc - voir chapitre 2). Sur ce type de signaux, trois stratégies de traitements viennent naturellement à l'esprit pour extraire l'information de fréquence/périodicité :

1. L'analyse de Fourier. On applique la transformée de Fourier aux signaux TRE et on cherche la composante fréquentielle différente de 0 Hz de plus forte amplitude. On rappelle l'expression mathématique de la transformée de Fourier pour un signal $x(t)$ à valeurs dans \mathbb{R} :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-2j\pi ft} dt, \quad (5.1)$$

avec $X(f) \in \mathbb{C}$. Dans le cas d'un signal périodique de période f_0 , $x(t)$ peut s'exprimer :

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} c_n e^{j2\pi n f_0 t}, \quad (5.2)$$

Sa transformée de Fourier peut s'écrire :

$$X(f) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} c_n \delta(f - n f_0). \quad (5.3)$$

La transformée de Fourier des signaux TRE sera donc un peigne de Dirac dont les raies auront une amplitude variable (coefficients c_n).

2. L'autocorrélation. On rappelle son expression mathématique :

$$\Gamma_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)x^*(t - \tau) dt, \quad (5.4)$$

avec τ le retard et x^* le conjugué de x . L'autocorrélation permet de trouver une périodicité/pseudo-périodicité dans des signaux fortement perturbés (perturbation de type bruit additif non corrélé avec le signal). Le maximum global de la fonction est atteint en $\tau = 0$ et les maxima secondaires correspondent à kT , où T est la période/pseudo-période du signal et k l'ordre du maximum considéré.

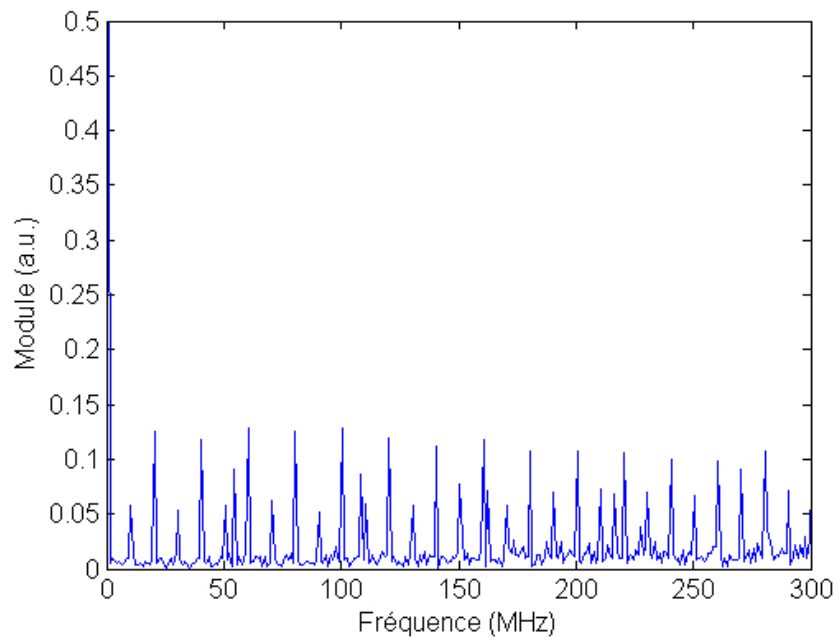


FIGURE 5.1 – Contre exemple de détermination de la fréquence par recherche de maximum. Restriction autour d'un intervalle de 0 à 300 MHz.

3. L'intervalle inter-pics. On va chercher à identifier les pics de plus fortes intensités et estimer l'intervalle de temps séparant deux pics successifs. L'intervalle moyen sera la période du signal.

Nous allons maintenant voir quelles sont les limites de ces trois approches.

2.2/ LIMITES DES APPROCHES USUELLES

2.2.1/ LIMITES DE LA RECHERCHE DE MAXIMUM DANS LE DOMAINE DE FOURIER

Les signaux TRE sont composés de bref pics dont la forme est corrélée à celle du courant. Si dans le cas idéal, ils possèdent une forme de type Gaussienne, la réalité est plus complexe puisque la capacité de charge va influencer sur le courant qui transite dans la porte. Il n'y a donc plus une parfaite symétrie autour de l'instant où la tension d'entrée de la porte est égale à la moitié de la tension de polarisation. La transformée de Fourier d'une gaussienne est aussi une gaussienne. Dans le cas où les pics d'émission auraient l'allure de gaussiennes, on observerait dans le domaine fréquentiel des diracs espacés de f_0 , la fréquence d'émission du nœud considéré, dont l'intensité diminuerait en sui-

vant cette distribution. Le maximum serait rencontré en $f = 0$ Hz et le second maximum correspondrait à f_0 , la fréquence recherchée.

Le fait que les pics n'aient pas la forme de gaussiennes parfaites influe sur la décroissance des coefficients c_n , mais le premier maximum local doit toujours indiquer la fréquence d'émission de la porte. Dans le cas où l'observation est un mélange de plusieurs signaux, leurs compositions spectrales seront discernables dans le domaine fréquentiel. Si les signaux parasites partagent des harmoniques avec le signal dont on cherche à déterminer la fréquence, alors la technique de recherche du premier maximum différent de 0 Hz peut être mise en échec : le signal parasite apporte une énergie supplémentaire à cette harmonique et la somme des deux peut être supérieure à celle de la fondamentale. Un manque de résolution fréquentielle peut aussi renforcer ce phénomène.

La FIGURE 5.1 est un exemple de résonance qui induit une fausse détection de fréquence par recherche de maximum. Le signal a été acquis sur un FPGA où ont été implantées trois chaînes d'inverseurs sollicitées à des fréquences différentes. L'activité principale de la région est à 20 MHz. Il existe dans cette région une fraction de celle-ci émettant à 54 MHz. A noter que ce nœud n'était pas prévu par le design mais a été généré par le compilateur. Nous considérerons donc qu'il s'agit d'un signal parasite. Nous pouvons voir que le pic maximum (module 0.1283 a.u.) correspond à 60 MHz, soit la troisième harmonique. Sur la figure, les pics de plus forte intensité sont espacés de 20 MHz, ce qui correspond bien à l'activité principale de la région. Deux autre pics d'amplitudes élevées sont visibles à 54 MHz et 108 MHz. On observe aussi des pics d'intensité moindre espacés de 10 MHz. La variation d'intensité due à la forme des pics d'émission et à l'apport énergétique du bruit met en échec cette méthode de détection de la fréquence dans ce cas précis.

2.2.2/ CAS DE L'AUTOCORRÉLATION

Lors du calcul de l'autocorrélation, les divers bruits (sources voisines, etc) peuvent en influencer l'intensité à l'instant τ . En conséquence la valeur la plus élevée ne correspond pas forcément à celle de la période réelle du signal. La recherche de maximum est alors biaisée par ce phénomène. L'autocorrélation souffre donc des mêmes problèmes que la transformée de Fourier. Une solution serait de filtrer les signaux TRE pour ne garder que le signal principal et minimiser l'influence des sources parasites.

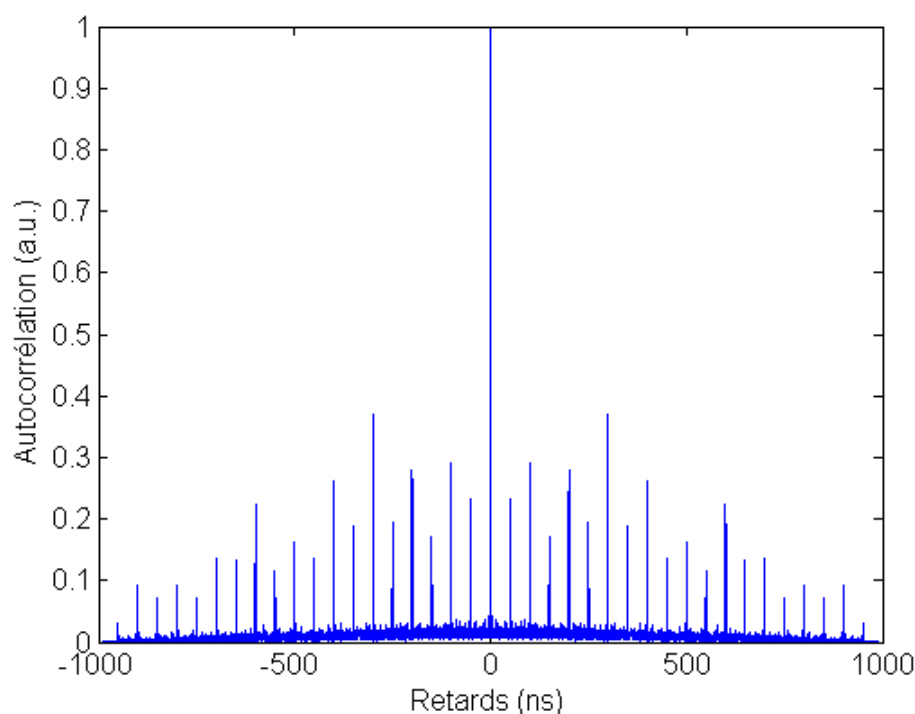


FIGURE 5.2 – Exemple d'autocorrélation d'un signal TRE brut.

La FIGURE 5.2 montre un exemple d'autocorrélation où le maximum n'est pas localisé à la vraie période de fonctionnement du nœud étudié. En dehors du maximum en 0 ns, on trouve un second maximum situé à 300 ns et -300 ns. L'inverse de cette période donne une fréquence d'environ 3 MHz alors que cette région commute à 20 MHz. Il existe cependant des pics espacés de 50 ns ($f = 20$ MHz). Comme l'émission est plus forte sur un type de front, les pics d'émission correspondant à une période de 100 ns ($f = 10$ MHz) ont une plus grande intensité, il y a l'apport énergétique à la fois du 10 MHz et du 20 MHz dans le calcul de l'autocorrélation, d'où des valeurs plus importantes aux multiples entiers de 100 ns qu'aux multiples impairs de 50 ns. Le fait que le maximum hors 0 soit trouvé à 300 ns est probablement dû au bruit de Poisson.

2.2.3/ INTERVALLE INTER-PICS

Les divers processus de Poisson intervenant à l'émission et à la détection sont responsables de la variabilité d'intensité des pics correspondant aux commutations dans les signaux TRE. La détermination de la période par intervalle inter-pics nécessite d'arriver à détecter de façon automatique les pics de plus forte intensité, normalement séparés par

une durée égale à la période d'horloge. Cette détection se base sur la définition d'un seuil au-dessus duquel les pics seront considérés comme signal. Dans le cas de fréquences multiples au sein de la zone d'acquisition, les signaux TRE de fréquences élevées vont avoir une amplitude plus importante que ceux de basses fréquences (plus de commutations, donc plus grande probabilité d'émettre des photons). Un seuil unique ne peut convenir à l'intégralité de l'acquisition et il est nécessaire de le définir pour chaque signal TRE. La variabilité des intensités engendrée par le bruit de Poisson va amener une certaine difficulté à choisir ce seuil. S'il est trop élevé, des commutations peuvent être retirées. Inversement, en cas d'un seuil trop bas, il y a un risque de considérer comme signal des pics de bruit. Une approche d'analyse statistique similaire à celle développée en Positive Photon Discrimination (voir chapitre 3) est envisageable mais elle requiert un nombre important d'événements, sinon la distribution liée aux pics de plus forte intensité ne sera pas détectable. Le choix automatique du seuil est donc le talon d'Achille de cette méthode.

Pour ces trois méthodes, les différentes sources de bruits (contributions de sources de fréquences différentes, processus de Poisson, etc) sont les principales sources d'erreurs de détection automatique de la fréquence. Il apparaît comme nécessaire d'arriver à minimiser l'impact de celles-ci et par conséquent de simplifier les signaux TRE de façon à ne garder que l'information essentielle.

3/ ESTIMATION DANS LE CONTEXTE DE FRÉQUENCES CONNUES

On considère le cas où l'intégralité des fréquences pouvant être rencontrées dans la zone d'acquisition sont connues mais on ignore leur localisation. Une approche évidente serait d'étudier directement les valeurs des spectres ou de la fonction d'autocorrélation directement aux valeurs de fréquences/périodes recherchées et de considérer que celle ayant la plus forte amplitude est la fréquence dominante de la région. Nous venons de voir que divers paramètres peuvent influencer sur les harmoniques et induire une fausse détection.

On définit l'intercorrélation R_{XY} entre deux signaux X et Y par :

$$R_{XY}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t)Y^*(t - \tau)dt. \quad (5.5)$$

La densité spectrale d'interaction permet d'obtenir la puissance commune à X et Y par composante fréquentielle. D'après le théorème de Wiener - Khintchine, inter-corrélation et densité spectrale d'interactions sont liées par la transformée de Fourier. Il ne s'agit donc que d'un changement d'espace de représentation d'une même série. Soit un signal périodique et bruité X non sinusoïdal et soit le signal de référence Y , périodique mais non sinusoïdal, non bruité et déphasé par rapport à X . Le fait que les signaux X et Y soient non sinusoïdaux implique une représentation spectrale comportant plusieurs harmoniques.

Le maximum de l'inter-corrélation donne l'instant pour lequel l'impact du déphasage est minimisé, l'énergie contenue dans les harmoniques communes en représentation fréquentielles étant maximisée. En effet, d'après le théorème de Parseval, l'énergie totale est indépendante de la représentation choisie. On considère que X est une combinaison linéaire de plusieurs signaux périodiques non sinusoïdaux d'intensités différentes, soit

$$X(t) = \sum_{n=1}^N S_n. \quad (5.6)$$

Le signal S_k est la composante de plus forte intensité de X , si bien que $\forall n \neq k, S_k \gg \sum S_n$. Tous ces signaux à l'exception d'un seul sont décorrélés de Y :

$$\forall n \neq k, R_{S_n Y} = 0, \quad (5.7)$$

alors l'intercorrélation sera maximale pour l'instant où Y est en phase avec la composante S_k de X . Connaissant la fréquence de Y , on peut donc en déduire la fréquence de X .

La valeur la plus élevée des maxima d'intercorrélation entre un même signal TRE et des signaux synthétiques de fréquences connues permet d'identifier la fréquence dominante d'une région. Si les signaux de synthèse sont des sinusoïdes pures, cela se traduit par l'estimation de l'énergie attribuée à une seule composante fréquentielle, ce qui revient à n'inspecter qu'une seule fréquence avec tous les biais d'estimation mentionnés plus haut. Un signal de synthèse avec un spectre plus riche est donc souhaitable. Si les signaux TRE étaient idéaux, un peigne de Dirac pourrait être envisagé, malheureusement divers

phénomènes peuvent induire un léger décalage temporel si bien qu'un modèle moins précis doit être utilisé. Dans l'exemple donné dans ce chapitre, nous utilisons des signaux carrés parfaits (rapport cyclique de 50 %).

4/ CAS DE L'ABSENCE TOTALE D'INFORMATION

4.1/ RAPPEL SUR LES ONDELETTES

La perte de localisation temporelle lors du passage dans le domaine fréquentiel, la nécessité de connaître le signal sur \mathbb{R} ainsi que l'impossibilité d'avoir à la fois une précision infinie en temporel et en fréquentiel contre-indiquent la transformée de Fourier pour l'analyse de signaux transitoires [130]. Pour contourner ces limitations, D.Gabor eut l'idée d'une transformée de Fourier à fenêtre glissante [131]. Le calcul de la transformée est localisé autour d'une position temporelle du signal sur un intervalle restreint. La résolution temporelle et fréquentielle de la transformée de Fourier à fenêtre dépend de l'étalement temporel et fréquentiel de la fenêtre de pondération dont il existe un certain nombre de variations (Hamming, Hanning, Blackman, etc. . .). La perte de l'information temporelle peut être résolue de cette façon, mais la méthode n'est pas optimale pour l'étude des phénomènes transitoires pour lesquels la taille et la forme de la fenêtre n'est pas adaptée. L'idée d'une "fenêtre modulable", qui permettrait une analyse quelque soit le type de transitoire, a abouti au développement de la transformée en ondelettes.

Une ondelette est une fonction $\psi \in L^1(\mathbb{R}) \cap L^2(\mathbb{R})$ ayant $n + 1$ moments nuls, c'est à dire que pour tout entier naturel p compris entre 0 et n :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^p \psi(t) dt = 0. \quad (5.8)$$

De façon schématique, le nombre de moments nuls est liés au nombre "d'oscillations" de l'ondelette. On précise que $L^1(\mathbb{R})$ et $L^2(\mathbb{R})$ désignent les fonctions à valeurs absolues et carrés sommables. Autrement dit, elles sont à intégrale et énergie finie.

Une ondelette est donc un fonction à intégrale nulle sur \mathbb{R} et qui oscille autour de zéro sur un intervalle fini. A partir de dilatations et translations successives d'une ondelette ψ , appelée ondelette mère, il se crée une famille d'ondelettes. Pour n'importe quelle dilatation (ou échelle) $a \in \mathbb{R}^{*+}$ et translation $b \in \mathbb{R}$, l'ondelette correspondant $\psi_{a,b}$ est exprimée

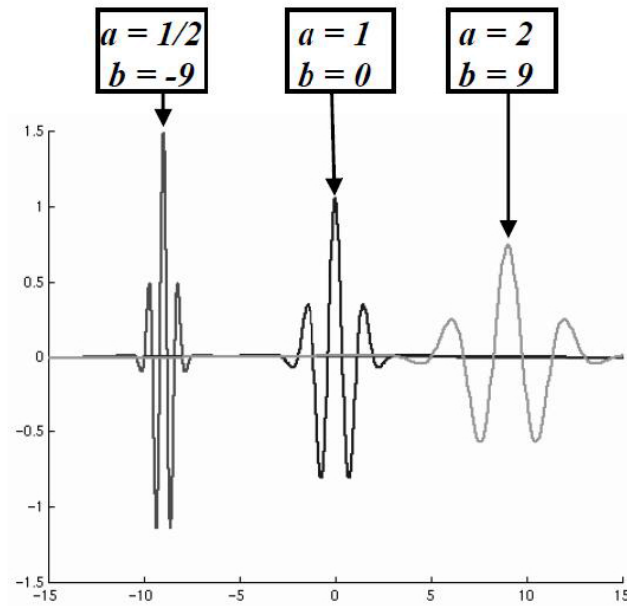


FIGURE 5.3 – Dilatation et translation d'une ondelette [132].

par :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right).$$

On donne en FIGURE 5.3 un exemple d'ondelette dilatée et translatée. L'ondelette du milieu (facteur d'échelle égal à 1 et centrée en 0) est l'ondelette mère à partir de laquelle les deux autres sont générées. Il s'agit de l'ondelette dite de Morlet (ou Gabor).

A partir d'une famille d'ondelettes, on définit la transformée en ondelettes d'une fonction f par :

$$Wf(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt,$$

où ψ^* est le conjugué de ψ . Les valeurs de $Wf(a,b)$ sont appelés les coefficients de l'ondelette à l'échelle a et la position/instant b .

L'atome de cette transformée (la fonction $\psi_{a,b}$) est de taille variable, ce qui résout le problème de la fenêtre fixe de la transformée de Fourier à court terme. Précisons que contrairement à celle-ci, la transformée en ondelettes ne donne pas directement l'information fréquentielle. La convolution du signal avec une ondelette peu dilatée mettra en avant les phénomènes de courtes durées alors que ceux plus longs seront d'avantage restitués par la convolution avec une ondelette très dilatée (échelle grossière).

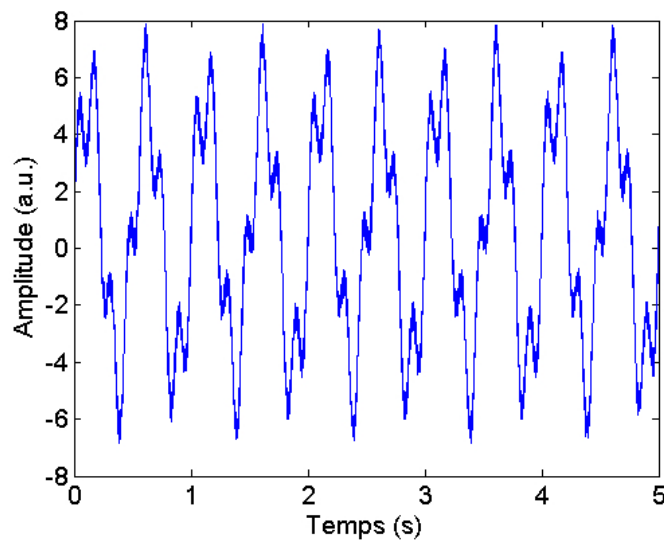


FIGURE 5.4 – Représentation temporelle du signal synthétique utilisé dans l'exemple de la FIGURE 5.5.

Mathématiquement, le lien entre échelle et fréquence s'exprime à partir de la pseudo fréquence de l'ondelette mère, noté f_Ψ . Les ondelettes filles auront pour pseudo-fréquence $f_\psi = f_\Psi/a$. Une échelle a sera donc équivalent à la fréquence f_ψ/f_Ψ . Cette capacité à mettre en avant les variations en fonction du temps des différentes composantes du signal analysé par un changement de morphologie de l'atome de la transformée va former la base de l'analyse multi-résolution (ou multi-échelle).

De la même manière que le spectre représente le module de la transformée de Fourier, le scalogramme rend compte de la répartition énergétique par instant et par échelle. La FIGURE 5.4 montre la représentation temporelle d'un signal synthétique composé de la somme de deux sinus de fréquence 2 et 7 Hz auxquels a été ajouté un bruit blanc gaussien. L'amplitude du signal basse fréquence est plus importante que celle de la haute fréquence. Le scalogramme de sa transformée en ondelettes est reporté en FIGURE 5.5. La transformée a été réalisée en utilisant l'ondelette de Gauss à quatre moments nuls comme ondelette mère. Il est intéressant de remarquer dans la FIGURE 5.5 que suivant l'échelle considérée, on peut voir varier les énergies à des fréquences différentes. Ainsi, autour de l'échelle 64, il y a environ quatorze maxima locaux pour 1 seconde alors qu'à l'échelle 128, il n'y en a plus que quatre. Comme le scalogramme est défini à partir du carré du module du coefficient d'ondelette ($|C_x(b, a)|^2$), on déduit par observation que l'échelle 128 restitue l'information du signal 2 Hz alors que l'échelle 64 est liée au signal 7 Hz.

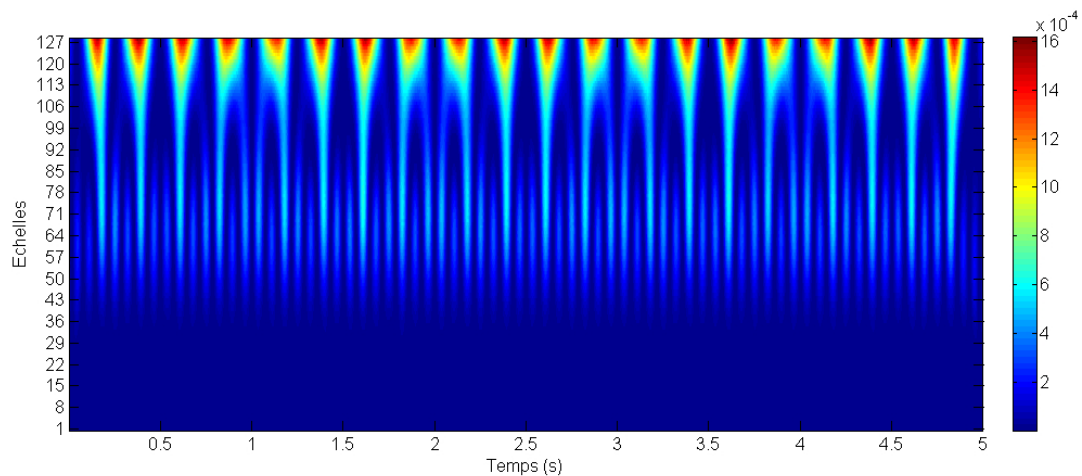


FIGURE 5.5 – Scalogramme d'un signal synthétique pour illustration.

Nous allons exploiter cette propriété de l'analyse multi-résolution pour minimiser l'erreur de détection de la fréquence des signaux TRE.

4.2/ DESCRIPTION DU PROCESSUS DE TRAITEMENT

L'observation de signaux TRE peut être un mélange de plusieurs sources. La source parasite se traduit par la présence de pics de faible intensité de fréquence différente de celle de l'activité principale. Cette faible amplitude permet de les considérer comme des détails. A une échelle grossière, la perturbation n'aura que peu d'impact sur le résultat de la convolution du signal d'émission du spot avec l'ondelette dilatée. A partir d'une certaine échelle, les coefficients d'ondelette varient principalement en fonction de la fréquence principale du spot étudié. L'étude spectrale du résultat de cette convolution permet alors de minimiser le risque d'erreur d'estimation de la fréquence puisque l'influence de la perturbation a été amoindrie. La transformée en ondelettes est donc utilisée comme une opération de filtrage avant d'appliquer les méthodes de détection spectrale.

La FIGURE 5.6 donne deux exemples de représentation à différentes échelles d'un signal TRE par transformée en ondelettes. Celle-ci a été réalisée avec l'ondelette de Gauss à quatre moments nuls. La courbe de gauche donne l'amplitude des coefficients d'ondelettes à l'échelle 1 alors que la courbe (b) correspond à leurs valeurs à l'échelle 64. A l'échelle 1, échelle privilégiant les hautes fréquences, il est difficile de distinguer une certaine régularité, en conséquence cette échelle ne permet pas de retrouver une

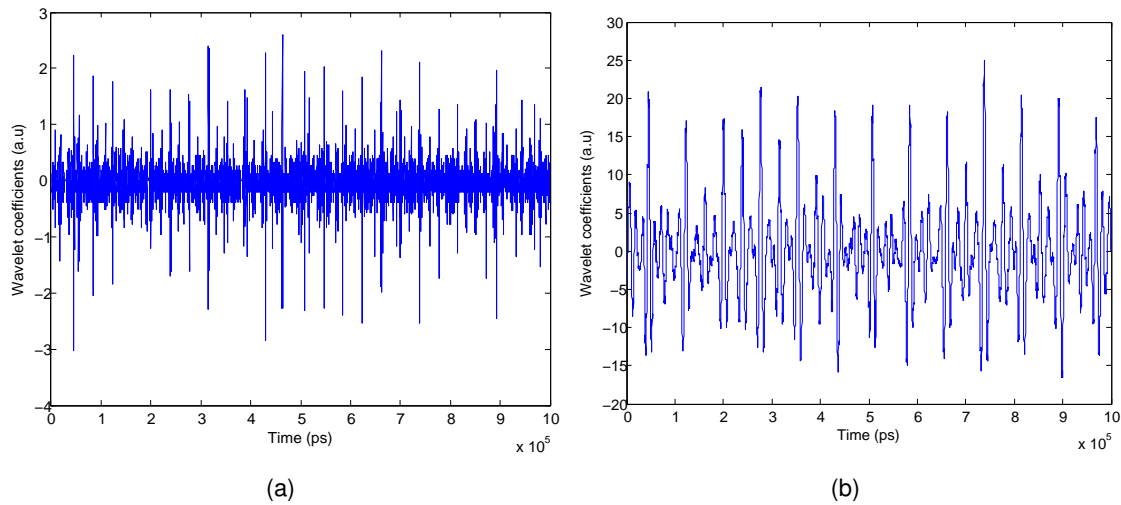


FIGURE 5.6 – Exemple de résultats aux échelles 1 (a) et 64 (b) de la transformée en ondelettes d'un signal TRE.

périodicité. Par opposition, à l'échelle 64, il existe des pics de grandes amplitudes espacés de façon périodique. Ainsi, cette représentation semble plus adaptée pour une recherche de fréquence que celle de l'échelle 1.

Le processus de détermination automatique de la fréquence est le suivant :

1. Appliquer la transformée en ondelettes au signal TRE. L'allure des pics d'émission oriente le choix de l'ondelette vers l'ondelette de Gauss.
2. Pour une échelle, calculer l'autocorrélation de la transformée.
3. Analyser l'autocorrélation pour trouver la pseudo-période. Le processus de détermination de la période est celui décrit en section 1.1. Du point de vue de l'implantation, une recherche directe de maximum ne donnera pas la période puisque l'autocorrélation est maximale en zéro. La transformée en ondelettes va amener l'autocorrélation à être alternativement positive et négative, sachant que le minimum sera atteint autour de l'instant $\tau = 0$. On note le retard pour lequel ce minimum est atteint τ_{min} avec $\tau_{min} > 0$. Estimer la période revient alors à rechercher le retard pour lequel l'autocorrélation est maximum sur l'intervalle $[\tau_{min}, T]$, où T est la durée de la séquence de test.

Concernant la dernière étape, il est possible que malgré la simplification, le maximum de l'intervalle $[\tau_{min}, T]$ ne corresponde pas à la période réelle de la région mais soit localisé à un multiple entier de celle-ci. Si l'on nomme τ_{max} le retard pour lequel est atteint ce maximum, la vraie période est comprise sur l'intervalle $[\tau_{min}; \tau_{max}[$. Pour contourner ce

problème de fausse détection, une fois le premier maximum trouvé sur l'intervalle $[\tau_{min}, T]$, on cherche le maximum sur l'intervalle $[\tau_{min}; \tau_{max}[$. Si ce nouveau maximum local est supérieur à 0,95 fois le maximum trouvé en τ_{max} , alors c'est celui-ci qui est utilisé pour l'estimation de la période.

5/ ANALYSE D'ACQUISITIONS PAR CARTOGRAPHIE SÉQUENTIELLE

5.1/ PROTOCOLE DE DÉTERMINATION AUTOMATIQUE DE LA FRÉQUENCE

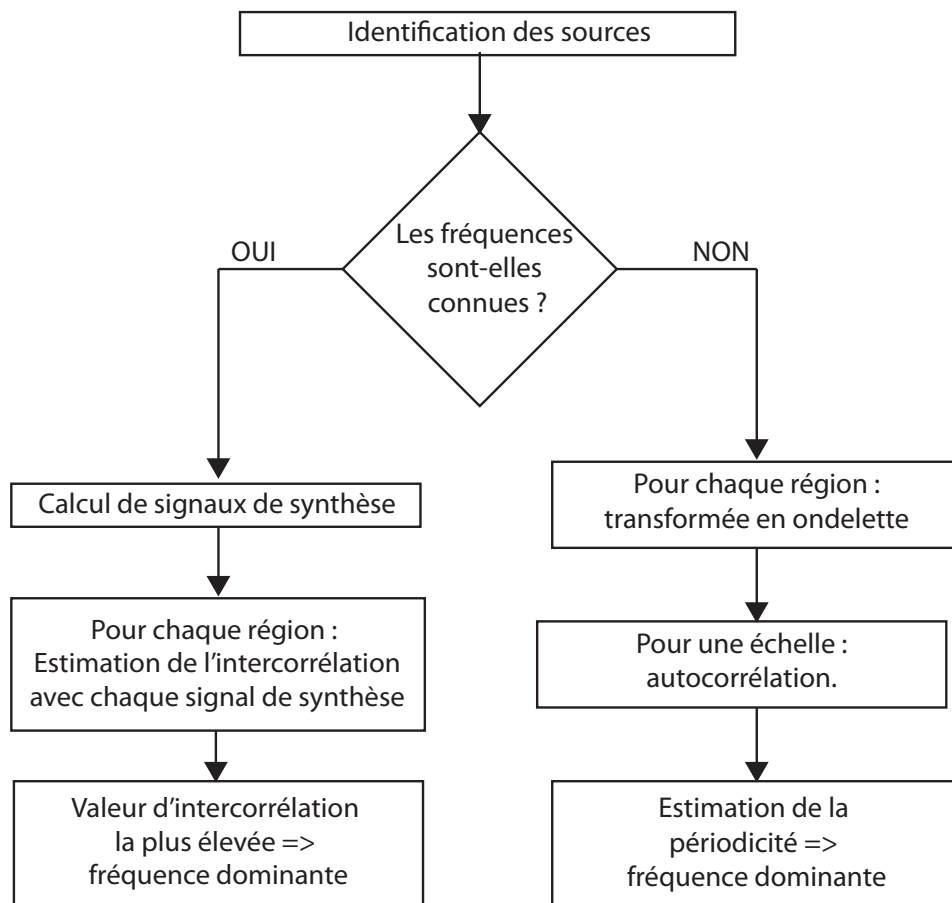


FIGURE 5.7 – Schéma bloc du processus de cartographie de la fréquence en TRI.

Dans les sections 3 et 4, nous avons présenté deux méthodes pour déterminer de façon automatique la fréquence d'émission d'une région. Dans la première, l'utilisateur connaît l'intégralité des fréquences à retrouver dans la zone d'acquisition. La fréquence est alors

estimée à partir d'intercorrélations entre des signaux synthétiques et les observations. Dans l'autre méthode, l'utilisateur ne possède aucune information. La détermination se fait alors à partir de l'autocorrélation d'une version simplifiée du signal (coefficients de la transformée en ondelettes).

Le processus global de cartographie séquentielle en émission de lumière dynamique est résumé par le schéma de la FIGURE 5.7. L'identification des sources par les méthodes de traitement d'images discutées dans le chapitre précédent constituent le première étape de ce processus. Ensuite, suivant dans la configuration dans laquelle se trouve l'expert, une des deux méthodes peut être appliquée. Dans la suite de ce chapitre, nous ferons référence à la méthode où les fréquences à retrouver sont connues comme la méthode supervisée. La seconde sera désignée par la méthode non-supervisée ou aveugle. Dans le reste de cette section, nous nous proposons d'appliquer et comparer ces deux méthodologies d'estimation sur un cas réel.

5.2/ PRÉSENTATION DU CAS D'ÉTUDE

On teste les deux démarches (cas de fréquences connues et inconnues) sur un circuit de test. L'objectif final est d'effectuer une comparaison de base de données. On implante trois chaînes d'inverseurs composées d'une trentaine de portes dans un FPGA Actel A3P1500 (technologie 130 nm). Les portes sont mélangées au sein de la zone d'acquisition. A noter qu'il n'est pas possible d'acquérir l'intégralité du circuit à un grossissement autorisant une résolution spatiale suffisante (ici 20x). On acquiert donc seulement une portion de celui-ci. Chacune des chaînes reçoit un signal d'horloge différent. Pour la première acquisition, nommée ci-dessous A, les fréquences utilisées sont 10, 13 et 27 MHz. Dans la deuxième, nommée ci-dessous B, le signal à 10 MHz est remplacé par 40 MHz. L'objectif est d'arriver à isoler les spots liés à la chaîne dont la fréquence a changé.

5.3/ IDENTIFICATION DES SOURCES

La segmentation d'image a été réalisée à l'aide du mélange de méthodes de seuillage globales et locales présenté dans les perspectives du chapitre 4. Comme l'objectif est une comparaison de bases de données, on ne garde que les pixels existant dans les deux images. Les régions identifiées pour les deux acquisitions sont disponibles en FIGURE

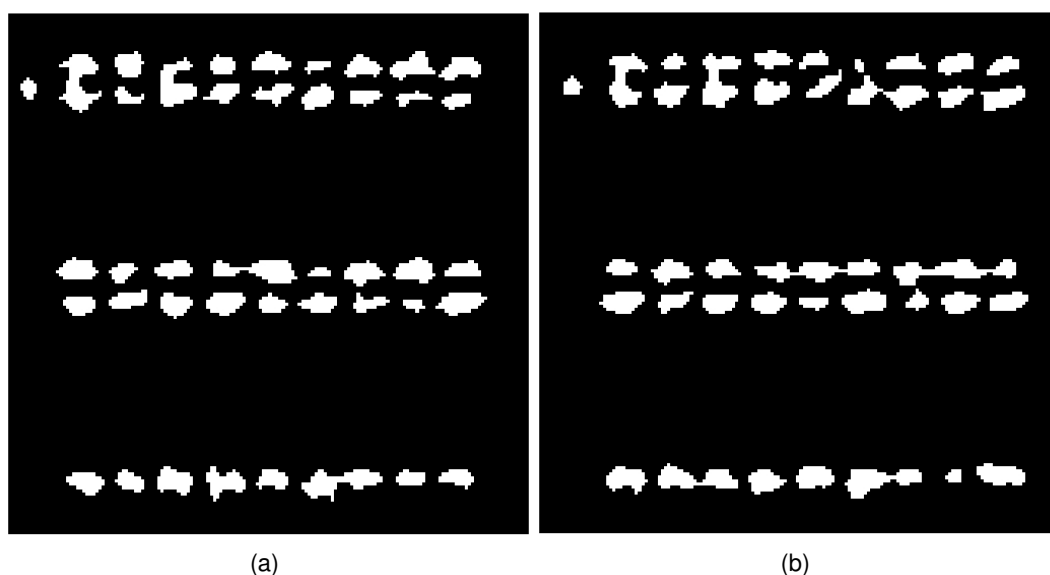


FIGURE 5.8 – Identifications des spots pour les acquisitions A (image a) et B (image B).

5.8. Il existe dans les deux images des spots qui n'ont pas pu être séparés. On remarque qu'à quelques exceptions près, il ne s'agit pas des mêmes régions d'une image à l'autre. En combinant les informations de ces deux images, il devient possible de séparer les régions ayant fusionnées. On obtient les pixels communs aux deux images par ET logique.

La FIGURE 5.9 montre les résultats de cette opération superposés à l'image par microscopie infrarouge du circuit. Une couleur différente est affectée à chaque région. Leurs étiquettes ont aussi été ajoutées sur la figure. La combinaison des résultats des deux segmentation a permis d'isoler la majeure partie des spots. Ce sont quarante-quatre régions qui ont été détectées. Les régions 3 et 13 sont les deux seules où il y a encore fusion. D'après le schéma du circuit, les deux spots sont supposés fonctionner à la même fréquence, de même que ceux de la région 13. La région 1 n'était pas prévue à l'élaboration du circuit. Celle-ci a pu être ajoutée à la synthèse/compilation pour résoudre un conflit entre les règles d'implantation et le circuit demandé. Nous ne la prendrons pas en compte pour l'évaluation des résultats.

Si la combinaison des résultats de segmentation a permis de s'affranchir du problème de fusion, quelques spots comme le numéro 38 ont une surface moins importante que dans une des deux images avant l'opération logique. Cela se traduit par une perte de d'intensité du signal temporel puisque moins de photons seront associés pour le générer.

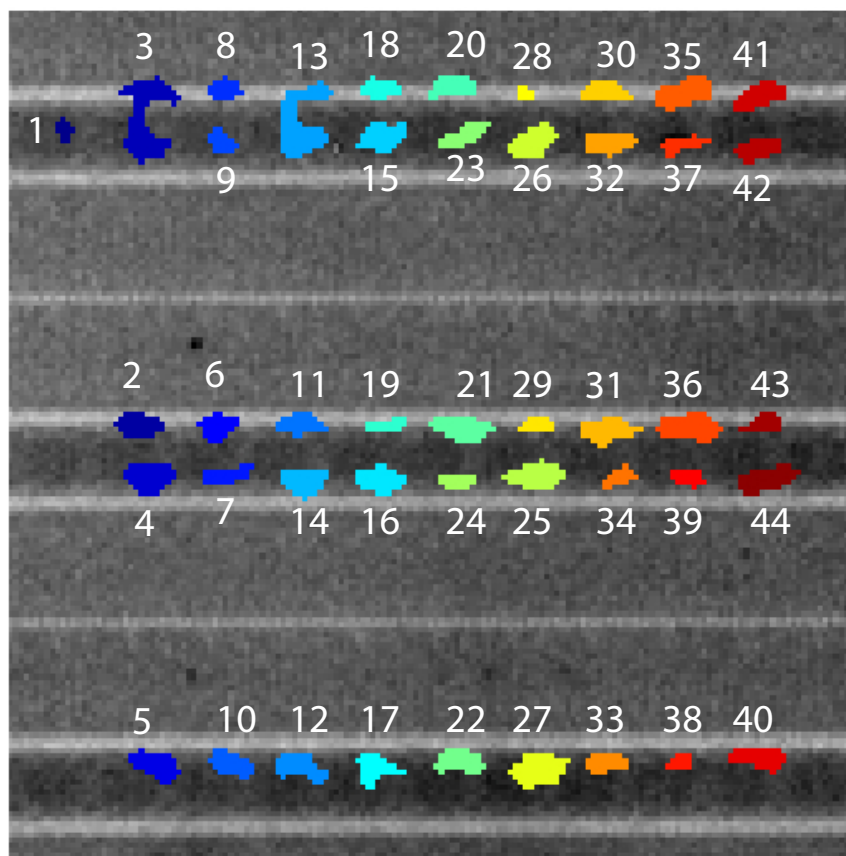


FIGURE 5.9 – Présentation de la zone d'acquisition. Les numéros indiquent l'étiquette du spot.

5.4/ RÉSULTATS D'ESTIMATION DE FRÉQUENCES

5.4.1/ ACQUISITION A

Les résultats de l'estimation de fréquence pour l'acquisition A sont rapportés dans les matrices de confusion fournies en TABLE5.1 (méthode où les fréquences à retrouver sont connues) et TABLE5.2 (méthode aveugle). La variable f indique les fréquences théoriques alors que la variable \hat{f} renseigne sur les fréquences estimées. Nous pouvons voir que pour la méthode supervisée, seule une région normalement à 10 MHz a été estimée comme opérant à 27 MHz. Le taux de détection dans ce cas est de 97 %. Pour la méthode aveugle, la transformée en ondelettes est réalisée avec l'ondelette de Gauss à quatre moments nuls et l'autocorrélation est calculée sur les coefficients d'ondelettes à l'échelle 64. La matrice de confusion de la TABLE5.2 indique cette fois des valeurs de fréquences estimées qui n'existent pas du point de vue théorique (26 MHz).

		\hat{f} (MHz)		
		10	13	27
f (MHz)	10	16	0	1
	13	0	10	0
	27	0	0	16

TABLE 5.1 – Matrice de confusion de l'estimation de fréquence sur l'acquisition A par la méthode supervisée.

		\hat{f} (MHz)			
		10	13	26	27
f (MHz)	10	16	0	0	1
	13	0	9	1	0
	26	0	0	0	0
	27	0	0	0	16

TABLE 5.2 – Matrice de confusion de l'estimation de fréquence sur l'acquisition A par la méthode aveugle.

Notons qu'une seule région a été identifiée à 26 MHz alors que sa fréquence réelle est de 13 MHz. Comme ces deux fréquences sont liées d'un facteur 2, nous pouvons conclure que la simplification par une représentation multi-échelles n'a pas permis de mettre en évidence la différence grand pic/petit pic caractéristique du type de transitions (état haut vers état bas ou l'inverse). En conséquence, dans l'autocorrélation, il y a une plus grande énergie au retard égal à $1/26 \cdot 10^6$ Hz, soit $3,8 \cdot 10^{-8}$ secondes. Comme pour la méthode supervisée, une région théoriquement à 10 MHz d'après le schéma de conception du circuit VHDL a été estimée à 27 MHz. Dans les deux cas, il s'agit de la même région, la région 6. Sur cet exemple, le taux de détection est de 95 %.

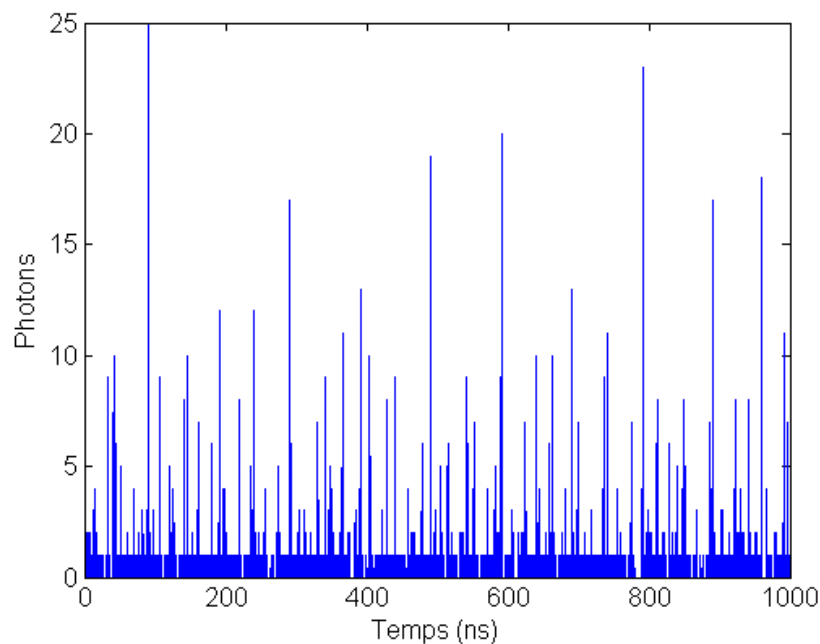


FIGURE 5.10 – Signal TRE de la région 6.

Afin de comprendre les raisons de l'échec des deux méthodes sur la région 6, on reporte en FIGURE 5.10 le signal TRE associé. Des pics de grandes valeurs et espacés de 100 ns (la fréquence correspondante est de 10 MHz) sont effectivement visibles. Il y a aussi d'autres pics d'intensité plus faible mais non négligeable par rapport à ceux associés au 10 MHz. Étant donné leur nombre et intensité, ce sont ces pics qui sont responsables de l'erreur de détection. La région est donc un mélange de plusieurs activités différentes. Encore une fois, ce mélange n'était pas prévu à l'élaboration du circuit mais résulte de l'étape de synthèse/compilation du circuit VHDL. Nous verrons un peu plus loin s'il est possible d'identifier spatialement dans quels lieux le signal à 10 MHz domine et ceux où l'activité liée au signal 27 MHz semble se concentrer.

5.4.2/ ACQUISITION B

Comme pour l'application précédente, les résultats de détection sont synthétisés par des matrices de confusion, disponibles en TABLE 5.3 et TABLE 5.4. Cette fois, l'approche supervisée atteint un taux d'estimation de 100 %. En effet, il n'existe aucun coefficient non nul en-dehors de la diagonale de la matrice. À noter que la région 6 est désormais liée majoritairement au signal 40 MHz, il y a donc une activité de plus grande fréquence par rapport à l'acquisition précédente, celle-ci induisant plus de photons émis. Cette augmentation du nombre de pics à une plus forte amplitude que dans le cas à 10 MHz amène une détection plus aisée.

Les résultats de la méthode aveugle sont obtenus avec la même configuration pour la transformée en ondelettes que dans le cas de l'acquisition A (ondelette de Gauss à quatre moments nuls et coefficients de l'échelle 64). Le taux de détection est cette fois d'environ 51 %. On remarque que l'intégralité des régions liées au signal 27 MHz n'a pas pu être estimée correctement. Toutes ont été identifiées à 13 MHz. Si l'on considère l'exemple de la région 2, normalement à 27 MHz, l'autocorrélation du signal TRE associé à celle-ci (donnée en FIGURE 5.11) possède un maximum hors zéro à 75,5 ns, ce qui correspond à une fréquence de 13,24 MHz. Cette valeur est proche de la moitié de la fréquence du signal de l'horloge à 27 MHz. Une des hypothèses pouvant expliquer cet échec est un mauvais choix d'échelle pour l'estimation.

Afin de confirmer celle-ci, on étudie le taux de détection en fonction de l'échelle utilisée

		\hat{f} (MHz)		
		13	27	40
f (MHz)	13	10	0	0
	27	0	16	0
	40	0	0	17

TABLE 5.3 – Matrice de confusion de l'estimation de fréquence sur l'acquisition B par la méthode supervisée.

		\hat{f} (MHz)			
		13	26	27	40
f (MHz)	13	9	1	0	0
	26	0	0	0	0
	27	16	0	0	0
	40	4	0	0	13

TABLE 5.4 – Matrice de confusion de l'estimation de fréquence sur l'acquisition B par la méthode aveugle.

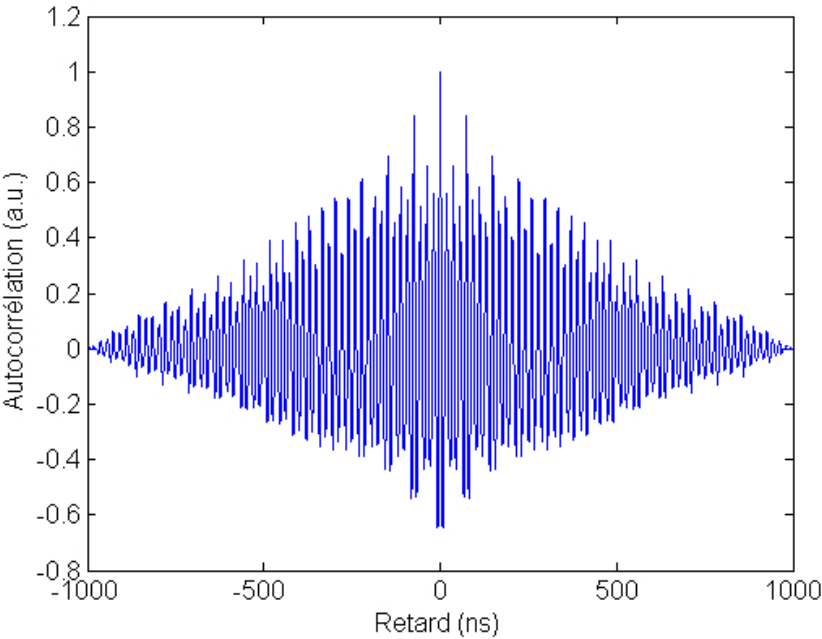


FIGURE 5.11 – Autocorrélation de la transformée en ondelette à l'échelle 64 du signal TRE de la région 2 dans l'acquisition B.

pour le calcul d'autocorrélation FIGURE 5.12 sur les deux acquisitions. Concernant la première base de données, les résultats suggèrent que le choix de l'échelle était optimal pour maximiser le score global. Dans le cas des données B, l'échelle choisie n'est pas celle pouvant amener les détections les plus justes. La courbe montre une meilleure estimation dans les échelles basses mais le taux reste relativement bas (environ 60 % au mieux).

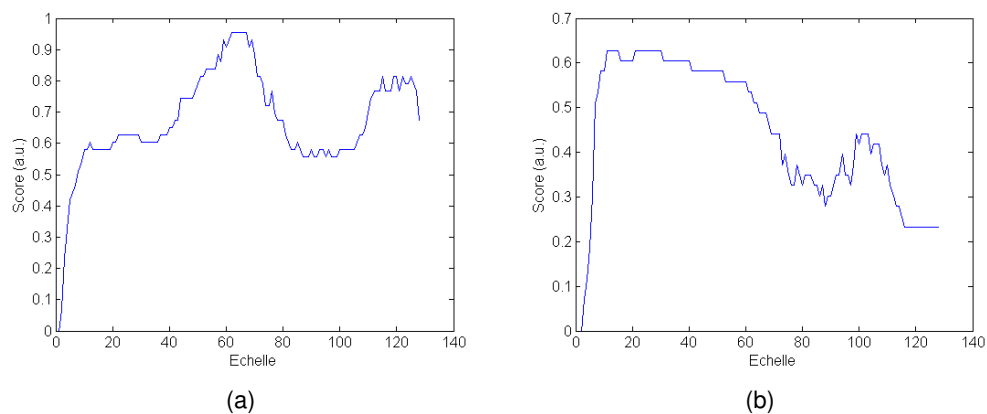


FIGURE 5.12 – Score de détection en fonction de l'échelle utilisée pour l'estimation.

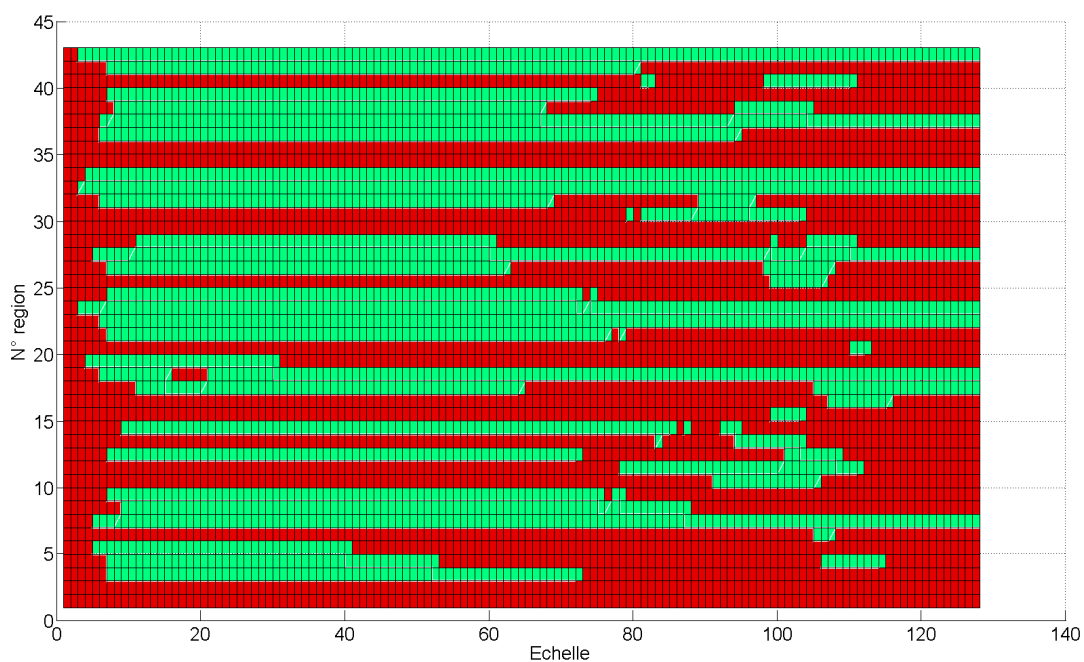


FIGURE 5.13 – Estimation de la fréquence en fonction de l'échelle par région. Une case verte indique une détection juste alors qu'une case rouge indique une erreur.

Nous n'avons considéré jusqu'à maintenant qu'une définition unique de l'échelle pour le

calcul d'autocorrélation. La FIGURE 5.13 donne la justesse de l'estimation par échelle et par région sur l'acquisition B. Cette figure montre une variabilité en fonction de la région de l'échelle permettant d'obtenir une détection juste. Si l'on souhaite maximiser le taux de détection, il convient de trouver un paramètre permettant d'ajuster automatiquement le choix de l'échelle pour le calcul d'autocorrélation. Il s'agit d'une perspective d'étude pour cette méthode de détection à l'aveugle. Sur cet exemple, si cela était possible, les fréquences de trente-sept signaux sur les quarante-quatre rencontrés dans cette région auraient pu retrouvées. Le taux aurait été alors d'environ 84 %. Pour cinq d'entre elles, rien n'aurait été possible avec l'ondelette et les échelles choisies. Une étude approfondie d'une ondelette optimale représente une autre perspective d'étude.

5.5/ COMPARAISON DE BASE DE DONNÉES

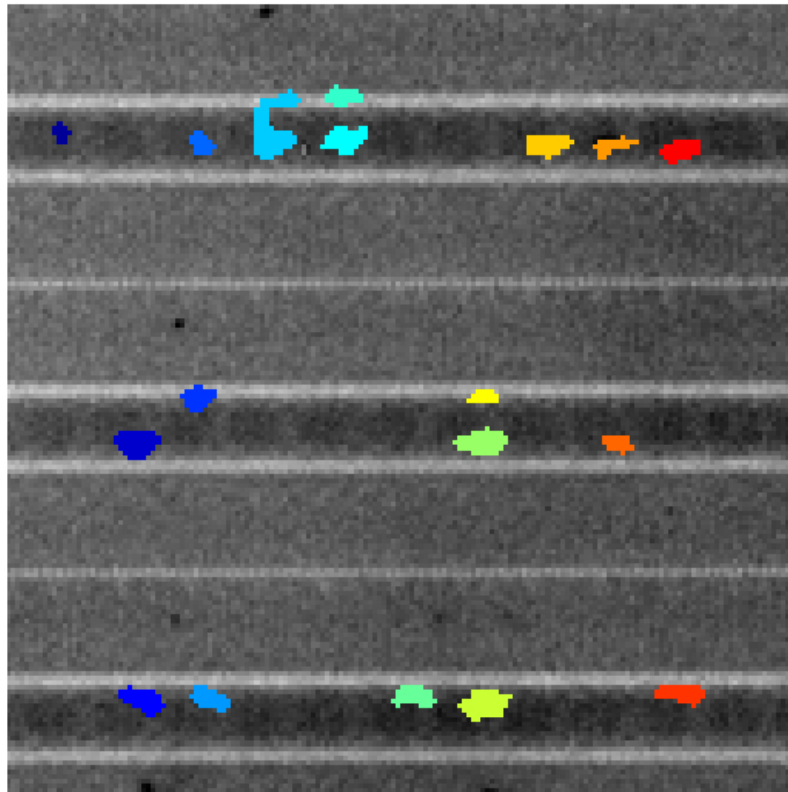


FIGURE 5.14 – Superposition des spots dont l'activité a changé entre les deux acquisitions.

L'objectif de cette étude est d'arriver à isoler les nœuds liés à un signal ayant changé entre les deux acquisitions. La fréquence du signal d'une seule chaîne d'inverseurs a été

modifiée, la fréquence de l'horloge en entrée passant de 10 MHz à 40 MHz. Étant donné la justesse des résultats obtenus avec la méthode d'intercorrélation avec des signaux synthétiques, ce sont ces résultats que nous utilisons. D'après le schéma, dix-huit cellules sont liées à cette chaîne d'inverseurs. On précise que dans l'image d'émission, deux spots ont fusionné à la segmentation. Les nœuds dont la fréquence a changé entre les deux acquisitions sont superposés sur l'image de pattern en FIGURE 5.14. L'intégralité des dix-sept régions a été retrouvée par ce processus. L'analyse fréquentielle constitue donc une réelle possibilité pour la comparaison d'acquisitions en émission de lumière dynamique, malgré une richesse des spots à analyser (il y en avait quarante-cinq) et la complexité de la zone d'étude (variabilité des signaux rencontrés).

6/ PERSPECTIVES

6.1/ RÉDUCTION DE DIMENSION ET CLASSIFICATION DES SPECTRES

Le principal inconvénient de la méthode aveugle présentée précédemment est, pour l'heure, la difficulté du choix de l'échelle des coefficients de la transformée en ondelettes. L'analyse de la région 2 dans l'acquisition B a montré que l'approche basée sur une recherche de maximum n'était pas des plus optimales. Une autre méthode peut donc être souhaitable pour arriver à identifier les fréquences de ces régions.

Les signaux TRE sont discrets et de longueur finie, il est donc possible de les considérer comme des vecteurs à k composantes, chacune représentant l'intensité du signal à l'instant t . Si ces vecteurs sont similaires, dans l'espace de représentation à k dimensions, les individus témoignant d'une activité semblable doivent être proche. La représentation des signaux dans cet espace à k dimensions doit donc permettre d'identifier à la fois le nombre de fréquences rencontrées dans la région (il s'agira du nombre de groupes discernables) et les régions qui sont affiliées à chaque fréquence. Un spectre moyen par groupe peut être estimé, ce qui nous permet de déduire la fréquence des régions.

Deux questions surviennent alors :

1. Comment visualiser ces signaux dans un espace à k dimensions, avec $k \gg 3$, sachant qu'il n'est possible de visualiser des données au mieux en dimension 3 ?
2. Comment regrouper (ou classer) ces signaux dans cet espace ?

Concernant la première, on va chercher à restituer le maximum d'informations disponibles dans l'espace de dimensions k dans un sous-espace de dimension 2 ou 3. Les techniques de réduction de dimension constituent un axe de recherche à part entière des mathématiques appliquées [133, 134]. Historiquement, l'analyse en composantes principales (ACP) est la première méthode de réduction de dimension développée et qui vise à restituer le maximum d'informations dans le sous-espace de projection [135, 136]. Celui-ci est construit à partir des combinaisons linéaires des variables initiales qui maximisent la variance sur les axes factoriels. Cela revient à un problème de recherche de valeurs propres et vecteurs propres de la matrice de corrélation ou de covariance, suivant s'il y a eu centrage et réduction des données ou non.

Si chaque étude est faite sur des composants de nature différente, alors chaque jeu sera singulier et il n'y aura pas de données antérieures pour faire un apprentissage pour le classement. Pour regrouper les signaux entre eux, une méthode de type classification non-supervisée (ou clustering) semble donc la plus adaptée. Si l'on souhaite classer des signaux sur des circuits différents mais de même référence (par exemple, une inspection sur wafer), alors il est envisageable d'utiliser une méthode supervisée. L'échantillon d'apprentissage serait alors créé à partir de l'avis de l'expert. La classification non supervisée sera étudiée plus en détails dans le chapitre suivant, néanmoins nous pouvons faire une distinction entre les méthodes qui nécessitent de définir le nombre de classes à trouver et celles visant à palier l'ignorance de ce paramètre.

Dans un cadre d'application sans aucune hypothèse, l'utilisateur ne sait combien de classes existent. Si les signaux sont réellement différents, on peut s'attendre à ce que les groupes soient facilement distinguables dans le sous-espace de projection. Nous suggérons donc d'estimer le nombre de classes (et donc de fréquences) par observation des résultats de l'ACP. La méthode des k -moyennes (k -means clustering) est une des méthodes classiques pour ce type de classification [137]. Les premiers essais rapportés dans cette section sont réalisés à l'aide de cette méthode.

Dans le cas d'un circuit combinatoire, les différents nœuds liés à un même signal ne vont généralement pas commuter aux mêmes instants. Celui-ci se propage le long du circuit. Dans la représentation temporelle, les maxima d'émissions qui correspondent aux commutations réelles de la région et non au bruit n'auront pas lieu aux mêmes instants pour deux nœuds émettant à la même fréquence. En conséquence, la projection des

représentations temporelles ne permet pas de regrouper ces signaux à partir de cette caractérisation (intercorrélation à l'instant t non maximale). Nous avons vu qu'un des arguments du développement de méthodes d'analyse temps-fréquence et temps-échelle est la perte de localisation temporelle lors du passage dans le domaine fréquentiel. Autrement dit, les spectres de deux régions fonctionnant à des fréquences similaires seront fortement corrélés. Plutôt que de classer des signaux à partir de leur représentation temporelle, utiliser leurs spectres semblent être une méthode plus générique, convenant, entre autres, aux circuits combinatoires.

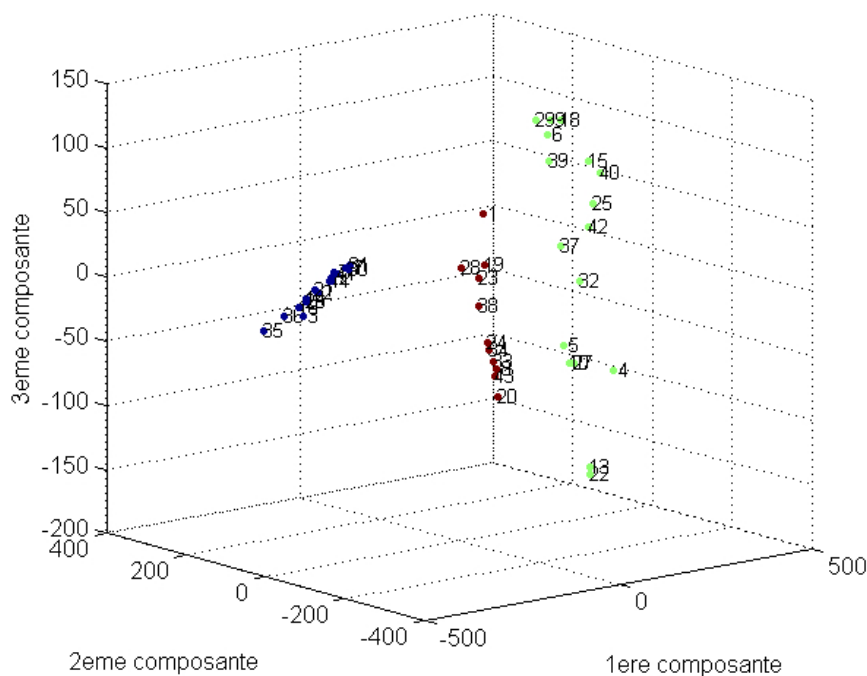


FIGURE 5.15 – ACP des densités spectrales des signaux de l'acquisition B et classification par k-moyenne.

Sur la FIGURE 5.15, on donne les résultats de la classification des densités spectrales de puissance (DSP) dans le sous-espace créé par l'ACP pour les signaux de l'acquisition B, là où l'ancienne méthode présentait un taux de détection relativement bas. Chaque point représente une DSP. Les couleurs indiquent à quelle classe le signal appartient. On retrouve les affectations théoriques des régions : ceux liés au signal 27 MHz sont regroupés, de même que ceux à l'horloge 13 MHz, etc. Le taux de restitution de la variance totale à partir des trois premières composantes principales est de 88 %, ce qui indique une bonne conservation de l'information. Afin de comparer, la même méthode

est appliquée à la densité spectrale des coefficients de l'échelle 64 de la transformée en ondelettes (toujours effectuée avec une ondelette de Gauss à quatre moments nuls). La constitution des classes ne change pas et le taux de restitution pour 3 composantes est cette fois de 98 %. L'utilisation de la transformée permet donc de restituer une plus grande partie de la variance par axe. La simplification des signaux engendrés par la transformée en ondelette est une des hypothèses pouvant l'expliquer. Le problème d'analyse des quarante-quatre régions ne se résume donc plus qu'à l'étude de trois classes de signaux, d'où peuvent être extraits et analysés trois signaux moyens. Dans une étude future, nous pourrions envisager d'analyser par ce type de méthodes les signaux présentant des propriétés marginales au sein d'une classe, ce qui indiquerait un nœud lié au défaut.

6.2/ ANALYSE PAR PIXEL

Dans l'exemple d'application de la section 5.4.2 de ce chapitre, l'erreur de détection de la région 6 est partiellement due à une imprécision de segmentation : deux nœuds d'activités différentes sont associés. Le signal TRE est calculé pour l'intégralité de la région et en conséquence, il s'agit d'un mélange de plusieurs signaux. On peut néanmoins envisager une domination locale pixel à pixel d'un des signaux, malgré le manque de résolution spatiale du capteur TRI. Si l'on associe un signal TRE à chaque pixel, on peut effectuer une estimation de fréquence par pixel. La seule condition est d'avoir une quantité de signal par pixel suffisamment importante. On applique la méthode basée sur des signaux de synthèse aux deux images après segmentation de la section précédente. L'intérêt de travailler avec des images segmentées est la réduction du nombre de pixels à inspecter et donc un temps de calcul plus court que si l'intégralité de l'image est à parcourir.

La cartographie fréquentielle de l'acquisition A est disponible en FIGURE 5.16. Même si la segmentation comporte quelques erreurs et que certaines régions semblent avoir fusionnées, l'affichage de la fréquence par pixel montre une délimitation plus claire des régions. Il s'agit là d'un des avantages d'opérer pixel à pixel par rapport à l'intégralité des régions. Dans la région 6, la partie inférieure est identifiée comme opérant à 27 MHz alors que la partie supérieure fonctionne à 10 MHz. L'acquisition par le capteur InGaAs, mieux résolu que le capteur TriD, de chacune des chaînes séparément (FIGURE 5.17) vient confirmer ce résultat, même si la région à 27 MHz occupe une surface moins importante dans l'image InGaAs. Dans la région 13, il existe deux pixels identifiés à 27 MHz alors

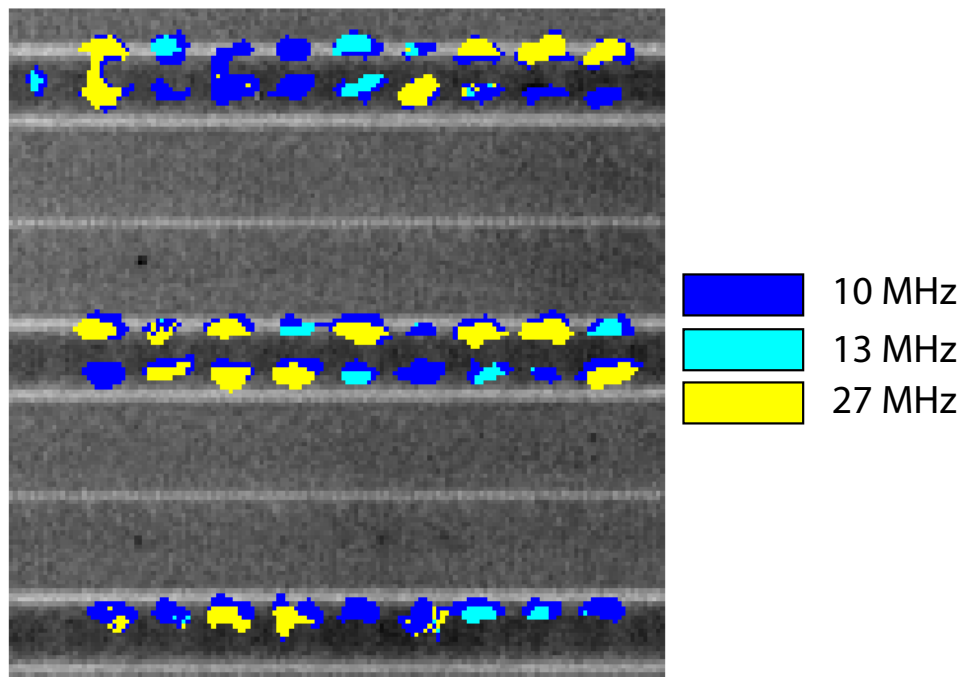


FIGURE 5.16 – Cartographie fréquentielle par pixel de l'acquisition A.

que le reste de la région fonctionne à 10 MHz. L'image InGaAs montre qu'effectivement dans cette région, il y a deux nœuds liés à cette fréquence.

En prenant en compte l'information temporelle/fréquentielle, il a été possible d'identifier ces nœuds malgré le manque de résolution spatiale et le fait qu'ils soient isolés au milieu d'une région liée à un signal complètement différent. Ce résultat montre un des intérêts d'établir une cartographie fréquentielle : malgré une activité multiple, il est possible d'isoler des nœuds de faible dimension dans une zone complexe. Bascoul avait aussi formulé une observation similaire en filtrage par motif dans [89]. Cette propriété rejoint les travaux de Stellari rapporté en chapitre 3 section 5.1 où différentes séquences de test sont utilisées pour améliorer la définition des images d'émission de lumière dynamique. Le bénéfice majeur d'utiliser un outil de type cartographie séquentielle est de pouvoir réaliser cela avec une seule acquisition, sans une maîtrise complète du circuit (illustré ici par l'ajout de nœuds par l'environnement de développement du FPGA) ou des séquences de test.

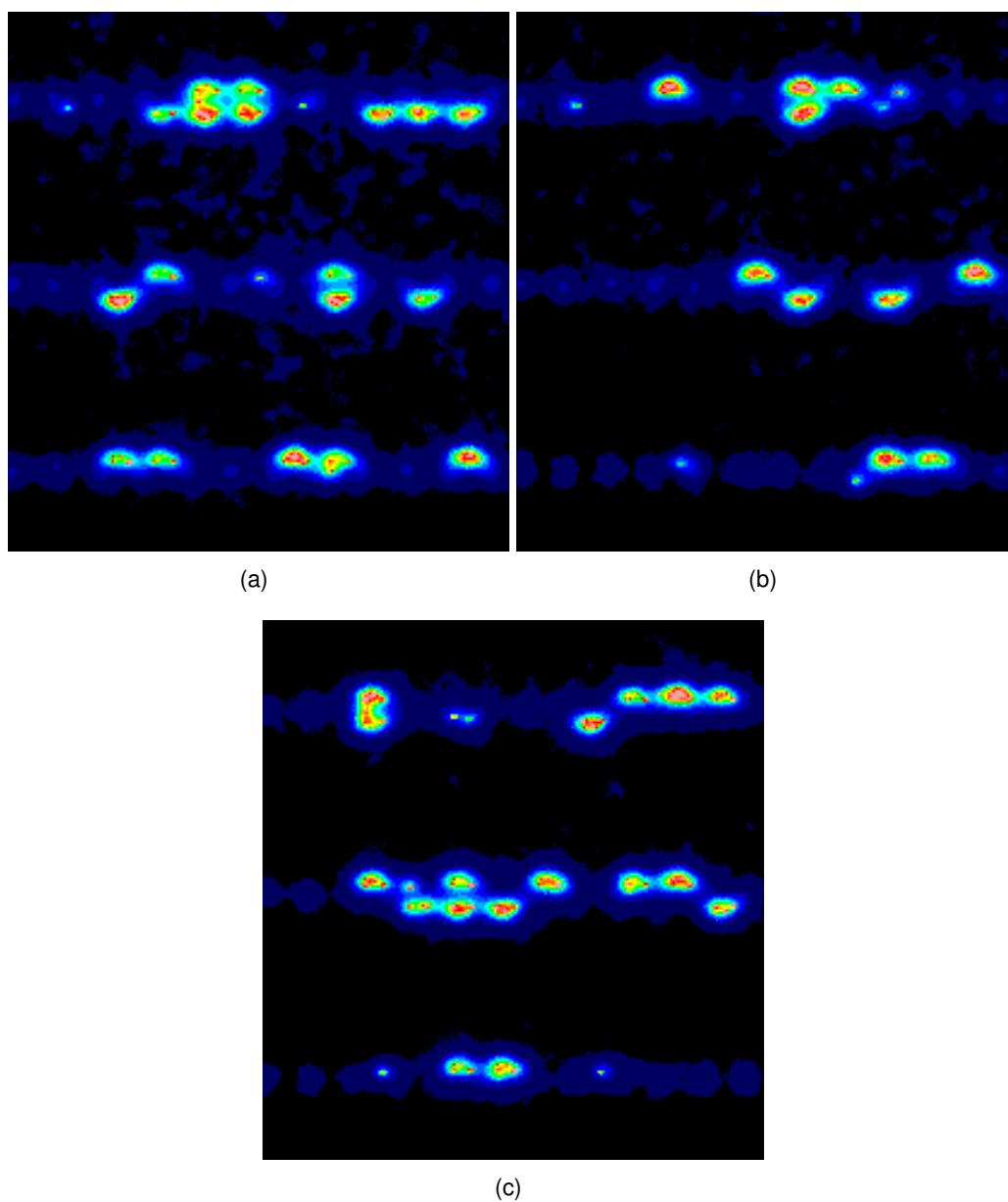


FIGURE 5.17 – Acquisition isolée de chacune des chaînes d'inverseurs par le capteur InGaAs du TriPhemos. Chaîne 10 MHz en (a), 13 MHz en (b) et 27 MHz (c).

7/ CONCLUSION

La fréquence est un paramètre clé pour l'étude de circuits intégrés. Une mauvaise valeur locale peut être une indication de défaillance. La synthèse de l'information fréquentielle par émission de lumière dynamique à des fins d'analyse locale des circuits a été étudiée dans ce chapitre. Deux méthodes principales ont été proposées. Dans le premier cas, on considère que l'on dispose d'un minimum d'information (les fréquences sont connues) et la fréquence dominante est estimée à partir de l'intercorrélation entre le signal TRE et un signal de synthèse harmoniquement riche. Dans le deuxième cas, l'approche dite aveugle, on cherche à obtenir une représentation moins détaillée du signal analysé par transformée en ondelettes, de façon à limiter l'influence de perturbations extérieures pour l'estimation de fréquences par méthode spectrale. Cette dernière a fait l'objet d'une publication dans la revue indexée *Microelectronic Reliability* [138]

L'application sur un cas d'étude a montré que si l'approche partiellement supervisée donne de bons résultats, ceux de l'approche aveugle sont plus variables. La nécessité d'adapter l'échelle à chaque signal ne permet de considérer cette méthode comme générique et limite son application. Précisons que pour le cas semi-supervisé, il convient d'avoir préalablement défini des régions de signal puisque la méthode ne laisse pas la possibilité de trouver d'autres valeurs que celles données par l'opérateur. Une méthode de classification des spectres, également présentée dans ce chapitre, semble prometteuse et moins sujette aux variations que la méthode de recherche de maxima dans le contexte aveugle. Enfin, les résultats de cartographie pixel par pixel permettent de s'affranchir de mauvais résultats de segmentation et d'identifier plus précisément des régions en fonction de leurs activités et plus seulement de leurs intensités. Il s'agit là d'une perspective intéressante pour résoudre le problème de résolution qui limite l'analyse en émission de lumière dynamique par capteur de type MCP.

À travers cette étude, l'approche région a montré quelques limites, a plus forte raison quand le circuit n'est pas complètement maîtrisé. Les résultats sont tributaires de la qualité de la segmentation, elle-même basée sur l'intensité des pixels. La quantité d'opérations que comprend le processus global engendre une accumulation d'erreurs qui impacte la qualité des résultats. Ajoutons que ce type d'approche peut être optimal pour identifier une région présentant un comportement anormal sur une majeure partie

de la séquence de test (l'exemple de la fréquence d'une horloge ayant changée pour une quelconque raison), mais peut-elle fonctionner pour trouver une faute isolée, ne se produisant que sur quelques vecteurs ? Une autre approche plus précise, permettant une analyse à l'échelle de la commutation, doit être envisagée. Les résultats de cartographie pixel à pixel ont montré le gain de précision grâce à l'inclusion de la dimension temps. En conséquence, une approche où les trois dimensions sont exploitées simultanément est la suite logique de cette étude de l'analyse post-acquisition en émission dynamique.

STATISTIQUE EXPLORATOIRE EN ÉMISSION DE LUMIÈRE

Sommaire

1	Introduction	150
2	Choix d'un algorithmes de classification en TRI	152
2.1	Généralités sur la classification	152
2.2	Comparatif des types de méthodes	153
2.2.1	Présentation des classes d'algorithmes	153
2.2.2	Réflexion par rapport aux données TRI	154
3	Density Based Clustering for Applications with Noise - DBSCAN . .	155
3.1	Définitions	157
3.2	Fonctionnement de l'algorithme DBSCAN	158
3.3	Variantes de DBSCAN et autres algorithmes de classification par densité	160
4	Application en TRI et étude de classes pour l'analyse de VLSI . . .	161
4.1	Description du processus	162
4.2	Cas d'études et isolation des groupes de photons liés au défaut	164
4.2.1	Cas à haute densité de signal	165
4.2.2	Cas à faible densité de signal	173
4.3	Discussion	177
4.3.1	Étape de préclassement adaptatif	177
4.3.2	Préclassement adaptatif et densité de bruit variable . .	180
4.3.3	Choix des paramètres	181
5	Appariement de classes pour l'analyse logique de VLSI en TRI . . .	183

5.1	Définition du problème	183
5.2	Description du processus d'appariement	184
5.3	Application à l'analyse de circuits	187
5.3.1	Présentation	187
5.3.2	Résultats d'applications	189
5.3.3	Discussion	194
6	Conclusion	195

1/ INTRODUCTION

L'approche cartographie présentée dans les deux chapitres précédents est intéressante pour localiser des nœuds fonctionnels avec un comportement anormal de façon systématique. Nous nous sommes intéressés à des signaux de type horloge mais une majorité d'analyses porte sur des signaux de données logiques. La quantité de vecteurs composant la séquence peut être importante, à plus forte raison s'il s'agit d'un composant à très haute intégration. Celle-ci doit être plus longue et complexe pour offrir une bonne couverture des fonctions réalisées par le circuit. Comme le nombre de portes situées dans la zone d'acquisition croît avec les progrès d'intégration, il est légitime de se demander comment arriver à isoler des nœuds lorsqu'ils sont en nombre extrêmement élevé, de même que les vecteurs à investiguer. Une approche purement manuelle avec une inspection spot par spot présente le risque d'être coûteuse en temps. De plus, nous avons vu dans l'étude pixel à pixel qu'il est possible d'avoir une activité différente à l'échelle du pixel.

Une approche de type pattern matching (voir chapitre 3) vise à adresser cette problématique. Pour rappel, l'espace de définition des photons y est redécoupé en voxels de plus grande taille que celle définie par les limites du système d'acquisition. Si un voxel possède suffisamment de photons alors il y a commutation et une comparaison transition à transition entre la théorie et l'observation est réalisée. À terme, un score par pixel est donné dans la projection (x,y) . Ce traitement peut être considéré comme optimal pour deux tâches :

- Trouver la corrélation entre une séquence théorique et un signal observé à l'échelle du pixel. On peut alors identifier des nœuds bien plus précisément que par simple

visualisation de leurs intensités.

- Identifier spatialement et temporellement les vecteurs de discordances entre la théorie et l'observation.

En contre partie, il existe quelques limitations comme l'éventuelle difficulté du choix des seuils pour définir s'il y a commutation ou non. Dans le cas où le nombre de photons d'un voxel n'est pas suffisant pour dire s'il y a événement, mais est trop grand pour être certain qu'il ne se passe rien, le voxel est étiqueté "indéterminé". La question est alors de savoir si ce manque de photons ne résulte pas du découpage de l'espace ou de la nature stochastique du phénomène d'émission de photons. Si c'est effectivement le cas, un autre jeu de paramètres de discrétisation ou une acquisition un peu plus longue n'auraient-ils pas permis de réussir à identifier cet événement en tant que tel ? Si la baisse de densité est simplement due à des fluctuations aléatoires, un regroupement des photons à partir des données elle-même au lieu d'un découpage de l'espace peut constituer une solution pour résoudre cette problématique. La comparaison porterait alors sur les groupes de photons plutôt que sur des voxels.

C'est cette approche que nous développons dans ce chapitre. Celle-ci soulève deux questions :

1. Comment réussir à regrouper ces photons ?
2. Comment isoler les groupes potentiellement liés à la défaillance, malgré leur nombre qui peut être élevé ?

Nous répondons à la première question par l'utilisation d'algorithmes de classification non supervisée. Une fois les classes obtenues, une analyse de leurs propriétés statistiques de premier ordre (comme les moyennes, écart-types, etc) permet d'isoler les photons résultant du défaut. Cette approche est valable dans le cas où le défaut se caractérise par un pic de courant aux propriétés anormales.

Dans le cas où il existe un jeu de données pour une comparaison (par exemple acquis sur un composant parfaitement fonctionnel), il est possible de mettre en place une méthode d'appariement des classes et d'identifier celles qui n'ont pas d'équivalent dans la seconde base de données. Elles indiquent alors une potentielle différence de fonctionnement logique à investiguer plus précisément.

L'organisation de ce chapitre est la suivante : nous commencerons par quelques rap-

pels sur la classification non supervisée et réfléchissons sur les différentes classes d'algorithmes disponibles, afin de choisir la plus adaptée à cette application. Ensuite la méthode d'analyse des clusters sera appliquée sur un cas d'étude spécifique pour isoler le nœud lié au défaut. La comparaison de bases de données est détaillée dans la section suivante avec une application à la comparaison d'émission acquise dans la mémoire vive d'un microcontrôleur. Une conclusion termine ce chapitre.

2/ CHOIX D'UN ALGORITHMES DE CLASSIFICATION EN TRI

2.1/ GÉNÉRALITÉS SUR LA CLASSIFICATION

Le terme classification (*clustering* dans la littérature anglo-saxonne) désigne les techniques d'apprentissage non supervisé qui visent à regrouper des objets en fonction de certains attributs (ou variables) [139]. Celles-ci sont opposées aux techniques dites de classement (désigné par *classification* en anglais) qui, elles, appartiennent à l'apprentissage supervisé. Pour ces dernières, l'affectation d'un objet à une classe est déterminée à partir de classes pré-définies qui résultent d'un entraînement du système avec un jeu de données déjà classées. D'une façon générale, cette étape est réalisée par la recherche d'un modèle optimisant le respect des classes *a priori*. Les techniques dites de classification opèrent donc un regroupement des objets en optimisant un critère extractable par l'observation, sans qu'un modèle n'est pu être estimé à l'aide de connaissances antérieures. Il existe aussi des techniques semi-supervisées, où seulement une partie des données sont étiquetées et le modèle optimal est estimé en se servant à la fois des objets déjà classés et de ceux qui ne le sont pas. Enfin on trouve une dernière catégorie regroupant les techniques qualifiées de partiellement supervisées. L'appartenance à une classe plutôt qu'une autre n'est que partiellement connu pour une partie de l'ensemble des objets à classer (par exemple : un objet peut être classé parmi trois catégories et on sait juste qu'il n'appartient pas à l'une d'elle) [140].

Dans le cas de données TRI, dans un contexte où le layout du circuit est inconnu, il n'y a pas de connaissances *a priori* sur l'appartenance d'un objet à une classe plutôt qu'une autre. Les seules informations disponibles sont les trois coordonnées x, y et t . Si l'on possède à la fois la maîtrise du circuit et de la séquence de test (on sait quand et où des

photons sont attendus), alors il est envisageable de pré-définir des classes. Toutefois, le propre du défaut est de générer un comportement inattendu du circuit, donc des photons non affiliés à une classe pré-définie par le comportement normal du circuit. Pour toutes ces raisons, si l'on souhaite regrouper les photons en TRI, une approche non supervisée est la meilleure solution.

2.2/ COMPARATIF DES TYPES DE MÉTHODES

Regrouper des individus en l'absence de connaissances préalables est une tâche non triviale. La littérature scientifique et technique dédiée à ce sujet est d'une immense richesse. Ainsi, si une méthode de classification hiérarchique a été proposée dès la fin des années quarante [141], les progrès technologiques ont amené une génération de données en quantité toujours plus importante et de nature complexe, si bien que la recherche d'algorithmes de classification est toujours d'actualité.

2.2.1/ PRÉSENTATION DES CLASSES D'ALGORITHMES

Du fait de la richesse des solutions proposées, le choix d'un algorithme adapté à une application particulière peut être difficile. Des revues tels que [142, 143] ou des ouvrages comme [144, 145] offrent une vue générale des différentes familles mais l'abondance de méthodes est telle, qu'il existe des revues dédiées à une catégorie particulière [146, 147]. Le manuscrit de thèse de Candillier [140] offre une synthèse des différentes propriétés d'un certain nombre de familles. Nous avons reporté dans la TABLE 6.1 les principales familles et leurs caractéristiques intéressantes vis à vis d'une application en TRI. Nous invitons le lecteur souhaitant obtenir plus de détails sur les différents types mentionnés dans la TABLE 6.1 à se reporter aux références bibliographiques données ci-dessus. De façon succincte, les catégories rapportées dans cette étude sont les suivantes :

- Les **algorithmes hiérarchiques** organisent les objets en une hiérarchie de classes, chacune contenant celles de l'étage inférieur. L'association d'objets au sein d'une classe est faite de façon à minimiser les distances entre objets.
- Les **algorithmes K-centroïdes** partitionnent l'ensemble des données en K-classes de façon à minimiser la distance entre les objets de la classe et un représentant de celle-ci.

- Les **algorithmes statistiques** considèrent que les données résultent d'un mélange de distributions. On cherche alors à estimer les paramètres des distributions et de mélange pour réaliser l'affectation d'un individu à une des distributions.
- Les **algorithmes stochastiques** basés sur l'idée qu'il existe un ensemble de solutions d'affectation et que la solution optimale est celle maximisant un critère par un modèle donné (par exemple : les algorithmes génétiques).
- Les **algorithmes par densité** vont associer les individus proches et satisfaisant un critère de densité (nombre minimum de voisins). Ce dernier permet de faire la distinction entre signal et bruit.
- Les **algorithmes par grille** partitionnent l'espace de définition des objets en cellules et l'association est faite à partir de cellules connexes satisfaisant un critère de densité.
- Les **algorithmes par graphes** organisent les données en graphe et la séparation est faite à partir d'une distance maximale d'association.

2.2.2/ RÉFLEXION PAR RAPPORT AUX DONNÉES TRI

Il y a deux points primordiaux en TRI. Tout d'abord, nous avons vu dans les chapitres précédents que les bases TRI sont fortement bruitées et que les photons de signal se caractérisent par une plus forte densité. Il faut donc que la méthode puisse faire une distinction entre signal et bruit. Ensuite, dans le cas où le schéma du circuit n'est pas connu, il n'est pas possible de prédire quelle porte va émettre sur un vecteur précis de la séquence de test. Si au contraire, cette information est disponible et la fonction d'étalement du point est connue, alors il est envisageable d'estimer un nombre de classes, en s'assurant toutefois que l'acquisition ait été assez longue pour qu'il y ait eu émission de l'ensemble des portes concernées. Si l'objectif de l'acquisition TRI est la localisation de défaut, on ne peut dire où celui-ci se trouve, et donc prédire un lieu et un instant de manifestation : il s'agit du but de cette étude ! Les classes associées ne pourront être, qu'au mieux, estimées. Il y a donc impossibilité de formuler un nombre exact de classes à découvrir. Les conditions sine qua non sont donc une gestion du bruit et la non nécessité de définition du nombre de classes.

Dans la TABLE 6.1, nous avons donc choisi de reporter ces deux paramètres. La complexité n'a été donnée qu'à titre indicatif. Elle est généralement définie comme une indication du temps d'exécution de l'algorithme. La grandeur M représente la dimension, N le

nombre d'individus de l'ensemble des données et K est le nombre de classes à trouver. Enfin, la capacité à prendre en considération des classes de densités variées est aussi présentée dans le tableau.

Au regard de la TABLE 6.1, ce dernier critère exclut une grande partie des catégories présentées dans cette étude. En effet, les méthodes basées sur une approche K-centroïdes, d'estimation de mélanges de distributions et stochastique ont besoin de ce paramètre en entrée. Le critère du bruit élimine les méthodes de type hiérarchique et graphe puisque d'après ce tableau, elles ne permettent pas de faire la distinction entre signal et bruit. Les méthodes restantes sont donc celles basées sur la densité et sur l'étude d'une grille. A noter que ces deux approches sont relativement similaires puisqu'elles utilisent toutes les deux la notion de densité sauf que dans la première, cette dernière est définie sur les données alors que dans la seconde, elle est estimée par rapport au redimensionnement de l'espace de définition des individus.

Les séquences de test peuvent durer plusieurs millisecondes et les photons sont caractérisés à la picoseconde près. L'espace (x, y, t) peut donc être extrêmement vaste, du fait de la dimension t . Pour un circuit logique fonctionnant entre 1 GHz et 10 GHz, on pourrait s'attendre à observer une émission entre 500 ps et 50 ps (la fréquence de commutations des portes d'horloge est égale à deux fois la fréquence d'horloge), sachant que cette émission ne concernerait que les portes liées à l'horloge, donc pas nécessairement l'intégralité des portes se trouvant dans la zone d'acquisition. Même dans ce cas de performances logiques élevées, l'espace (x, y, t) est extrêmement parcimonieux. En raisons de l'immensité potentielle de l'espace à étudier (ce qui signifie un nombre de cellules conséquent) et de cette parcimonie (énormément de cellules vides, donc utilisation de ressources pour une inspection non nécessaire), nous préférons nous orienter vers les algorithmes par densité plutôt que par grille. D'autant plus que l'approche grille a déjà été partiellement explorée dans la méthode du filtrage par motif (*pattern matching*).

3/ DENSITY BASED CLUSTERING FOR APPLICATIONS WITH NOISE - DBSCAN

Le premier algorithme de classification par densité présenté fut le DBSCAN [148]. Une des raisons de développement de cette approche est la nécessité de gérer les valeurs

Type	Hierarchique	K-Centroides	Statistiques	Stochastique	Densité	Grille	Graphe
Connaissance <i>a priori</i>	Nombre de classes ou seuil	Nombre de classes	Nombre de classes et densité de probabilité	Nombre de classes	Densité de voisinage	Dimensions grilles et densité	Seuil
Complexité	$O(M \times N^2)$	$O(M \times N \times K)$	$O(M^2 \times N \times K)$	$O(M \times N \times K)$	$O(M \times N^2)$	$O(M \times \text{Taille de grille})$	$O(M \times N^2 \times \log(N))$
Gestion bruit	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Non
Densités variées	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	Non	Oui

TABLE 6.1 – Tableau comparatif de différentes catégories d'algorithmes de classifications [140].

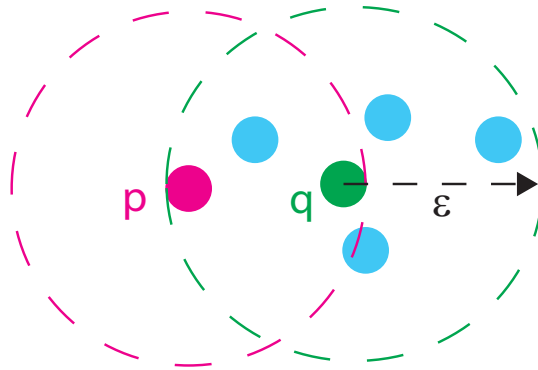


FIGURE 6.1 – Illustration de la notion d’atteignable par densité. On considère que $\mu = 4$.

singulières, interprétables comme du bruit. Celui-ci est considéré comme réparti de façon aléatoire. Il est donc peu probable d’avoir beaucoup de ces individus localisés dans une faible portion de l’espace de définition. Inversement, les objets de signal sont supposés être plus localisés. Dans un espace euclidien, la densité est mesurée par le nombre d’individus par unité de surface ou volume. Cette grandeur permet donc de faire la distinction entre signal et bruit.

Pour chaque individu, la densité est mesurée par recherche du nombre de voisins dans un certain périmètre centré sur celui-ci. S’il possède suffisamment de voisins, alors il s’agit d’un point de signal avéré, appelé *core-points* et que nous traduirons par noyau dans ce manuscrit. Le premier noyau découvert constitue le point de départ de la construction d’une classe. Le rayon du périmètre de recherche est généralement noté ε et le paramètre minimum de voisins est désigné par *MinPts* ou μ .

3.1/ DÉFINITIONS

Les concepts d’atteignable par densité et de connexion par densité sont fondamentaux pour la construction de classes par densité :

- On dit qu’un objet p est directement atteignable par densité depuis q si q est un noyau et que p est dans son voisinage défini par ε . La réciproque n’est pas forcément vraie puisqu’il faut que p soit un noyau pour que celle-ci soit vérifiée. Ce cas est illustré en FIGURE 6.1. Dans cet exemple, si le nombre minimum de points est fixé à quatre, alors q est un noyau (cinq voisins) et p ne l’est pas. On se retrouve dans la configuration décrite ci-avant.

- On dit que p est indirectement atteignable par densité depuis q s'il existe une chaîne de points p_1, p_2, \dots, p_n avec $p_1 = q$ et $p_n = p$ telle que $p_i + 1$ soit directement atteignable par densité depuis p_i . Encore une fois, il ne s'agit pas d'une relation symétrique.
- Deux points p et q sont connectés par densité s'il existe un individu o tel que p et q soient atteignables par densité (directement ou indirectement) depuis o .

Ces trois définitions permettent d'établir celle d'une classe au sens de DBSCAN : une classe est l'ensemble des individus connectés par densité. Sa construction se fait par exploration : si $p \in C$, où C est la classe en cours de construction, si q est atteignable par densité depuis p , alors $q \in C$. Un individu singulier est une donnée qui n'appartient à aucune classe d'après la définition ci-dessus. En définitive, il est adjoint à la classe "bruit". Les objets d'une classe qui ne sont pas identifiés comme noyau sont appelés *border points* que nous traduirons par frontière.

3.2/ FONCTIONNEMENT DE L'ALGORITHME DBSCAN

La FIGURE 6.2 présente les différentes étapes du processus de classification par DBSCAN. Dans cet exemple, on considère qu'il faut 2 voisins minimum dans le périmètre défini par le cercle bleu pour qu'un individu soit considéré comme noyau. Sur la figure (a), le point en rose est le premier objet étudié. Il possède quatre voisins, ce qui permet de l'identifier comme noyau et de débiter la construction d'une classe. Tous les individus appartenant à cette classe seront identifiés en rouge dans la suite du processus. Ses quatre voisins sont marqués "à inspecter". Ces objets sont coloriés en jaune dans la FIGURE 6.2. En (b), le prochain individu de la liste "à inspecter" est analysé. Comme il est atteignable par densité depuis le point précédent étudié, il est affilié à la même classe. On note qu'il possède un voisin supplémentaire à ajouter à la liste "à inspecter".

Une fois tous les points de la liste "à inspecter" étudiés, l'algorithme reprend au premier objet de l'ensemble qui n'a pas été affecté à une classe. Au premier individu non classé et présentant les qualités requises pour être un noyau, un nouveau cluster est démarré. Le nouveau noyau est affilié à celui-ci et ses voisins directement atteignables par densité sont marqués "à inspecter". Ce cas est décrit par le schéma (c). Le processus utilisé pour créer le cluster rouge est répété. On remarque que le point inspecté dans le schéma (d) ajoute un voisin qui est directement atteignable par densité à la liste des individus "à

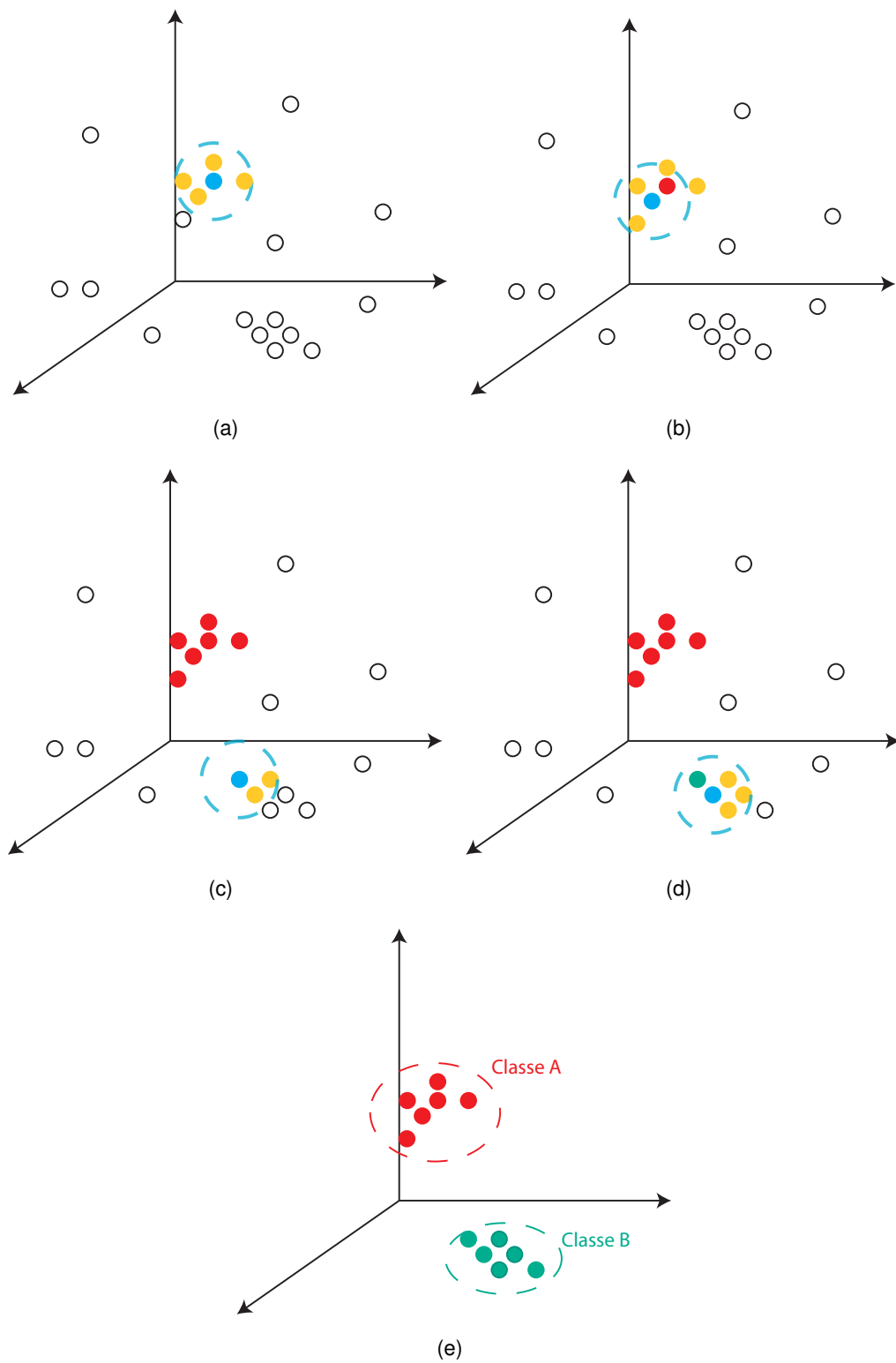


FIGURE 6.2 – Étapes de classification par DBSCAN.

inspecter”. La classification pour le cluster vert se termine lorsqu’il n’y a plus d’individu marqué “à inspecter”. Le résultat final pour cet exemple est disponible en (e). Les objets en bas du schéma ont été éliminés puisqu’ils ne satisfaisaient pas la condition d’être connectés par densité à d’autres objets. En définitive, si l’on considère un nombre minimum de deux individus dans le périmètre défini par le cercle bleu, il y a deux classes dans cet exemple (une représentée en rouge et l’autre en vert). Si nous avons posé la condition $\mu = 1$, alors un certain nombre d’objets supprimés par le processus précédent resteraient et formeraient des classes supplémentaires.

3.3/ VARIANTES DE DBSCAN ET AUTRES ALGORITHMES DE CLASSIFICATION PAR DENSITÉ

L’exemple de la section précédente montre l’influence des paramètres sur les résultats de la classification. Cette problématique du choix des paramètres en l’absence d’hypothèses fixées par un contexte applicatif précis, constitue une des faiblesses de l’algorithme DBSCAN. L’impossibilité de gérer des densités multiples est une autre limitation. Le problème de densités multiples est schématisé dans la FIGURE 6.3. Les points affiliés à la classe bleue sont beaucoup plus localisés que ceux de la classe bordeaux. Le périmètre défini par ε sera suffisant pour détecter et regrouper les individus en bleu mais est non adapté au groupe bordeaux. On trouve de nombreuses variations du DBSCAN (dont un certain nombre est référencé dans [149, 150]) ou de nouveaux algorithmes fondés sur le concept de densité (se reporter à [146]) qui tentent de solutionner ces problèmes.

L’objectif de l’étude rapportée dans ce manuscrit est de montrer que l’utilisation des algorithmes de classification peut permettre une analyse des données acquises en émission de lumière dynamique, pour isoler les photons liés aux défauts. Il s’agit donc d’un outil dont le but est d’assurer l’identification des groupes de photons générés par la commutation d’une ou plusieurs portes. Fournir une étude comparative exhaustive des algorithmes par densité nécessiterait un manuscrit complet. Nous ne considérerons donc que l’algorithme DBSCAN classique.

Nous avons mentionné précédemment l’incapacité de l’algorithme classique à gérer les densités multiples. Ne définir qu’un seul jeu de paramètres revient à considérer que l’ensemble des individus identifiés comme signal ont des densités voisines. Dans le cadre

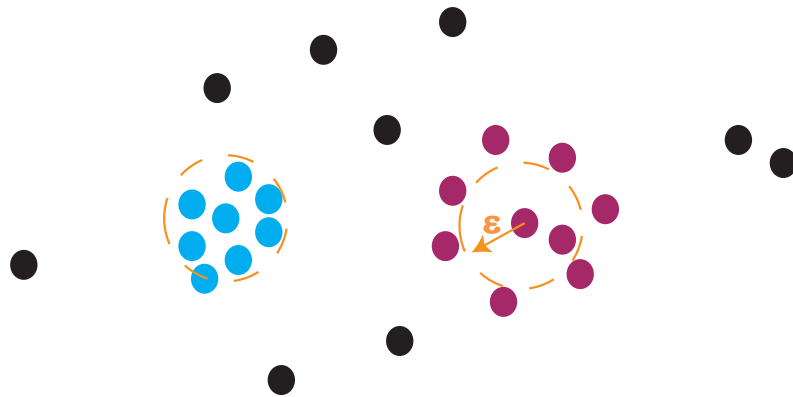


FIGURE 6.3 – Schéma d'illustration de densités multiples.

d'une application TRI, la conception du circuit, la séquence de test et le manque de résolution spatiale amènent une variation du nombre de portes constituant un nœud d'émission. En conséquence, il y a plus ou moins de photons émis par nœud et leurs répartitions spatiales sont différentes. Ainsi, un nœud constitué de peu de portes et peu sollicité émettra beaucoup moins de photons qu'un autre constitué de nombreuses portes qui commutent fréquemment. Du fait de cette plus faible densité, un groupe de photons associés au premier sera plus difficilement détectable que ceux correspondant au second nœud.

Une approche de type VDBSCAN (Varied Density Based Clustering for Applications with Noise) [151] repose sur la détection visuelle de différentes densités par analyse des courbes des distances classées jusqu'au $k^{\text{ième}}$ voisin. Plusieurs jeux de paramètres sont alors donnés par l'utilisateur de façon à pouvoir détecter l'intégralité des classes de signal. Nous verrons plus loin que dans le cas d'une très grande quantité de données, avec un niveau de bruit variable, ce type d'approche est difficilement envisageable.

4/ APPLICATION EN TRI ET ÉTUDE DE CLASSES POUR L'ANALYSE DE VLSI

Dans le précédent paragraphe, la question de l'identification de groupes de photons a été abordée. Les algorithmes de classification par densité semblent tout indiqués pour cette tâche puisque les photons de signal sont identifiés par un accroissement de la densité locale. Ils apportent donc une première réponse aux questions posées en introduction

de ce chapitre. L'objet de cette section est de montrer une application des méthodes de classification pour l'isolation de photons liés à un défaut du circuit.

4.1/ DESCRIPTION DU PROCESSUS

Si le circuit fonctionne conformément aux spécifications, il est attendu que les propriétés des groupes de photons ne varient que très peu. Les durées de commutation et d'émission sont intrinsèques à la technologie et aux conditions de polarisation. Ainsi, pour une durée d'acquisition fixe, le nombre de photons émis par un ensemble de portes fluctue autour d'une valeur moyenne et leur répartition spatiale ne doit pas varier excessivement. Les travaux de Ferrigno [152] ont montré qu'un certain nombre de défauts marginaux comme les circuits partiellement ouverts (typiquement, un défaut sur une ligne de polysilicium) pouvaient engendrer un changement des propriétés d'émission, notamment une variation d'intensité, d'instant et de durée d'émission.

Dans le cas d'un défaut, si la classification est parfaite, il doit exister un ou des groupes dont les propriétés sont singulières par rapport à ceux émis par des nœuds normalement fonctionnels. Des estimateurs statistiques simples permettent de caractériser ces propriétés. Ainsi, l'écart-type fournit une indication de la répartition des photons par rapport à la moyenne du groupe. Un nombre de photons anormalement élevé peut être un autre signe de défaillance. L'analyse de ces divers paramètres après classification doit donc permettre de détecter un défaut, même s'il n'existe pas forcément de référence pour effectuer une comparaison.

Le processus global d'analyse des classes est décrit en FIGURE 6.4 :

1. **Classification.** L'objectif est d'identifier et de regrouper les photons émis lors de la commutation de structures MOS. Dans ce manuscrit, nous utiliserons l'algorithme DBSCAN pour cette étape.
2. **Estimation.** On estime les différentes caractéristiques de chaque groupe. Il peut s'agir du nombre de photons, comme présenté sur le schéma, mais aussi des écarts-types ou d'autres paramètres de dispersion (par exemple l'écart inter-quartiles) suivant chacune des dimensions.
3. **Analyse.** L'opérateur humain observe les valeurs des différents paramètres estimés précédemment. Différents outils d'affichage peuvent être utilisés (tracé du

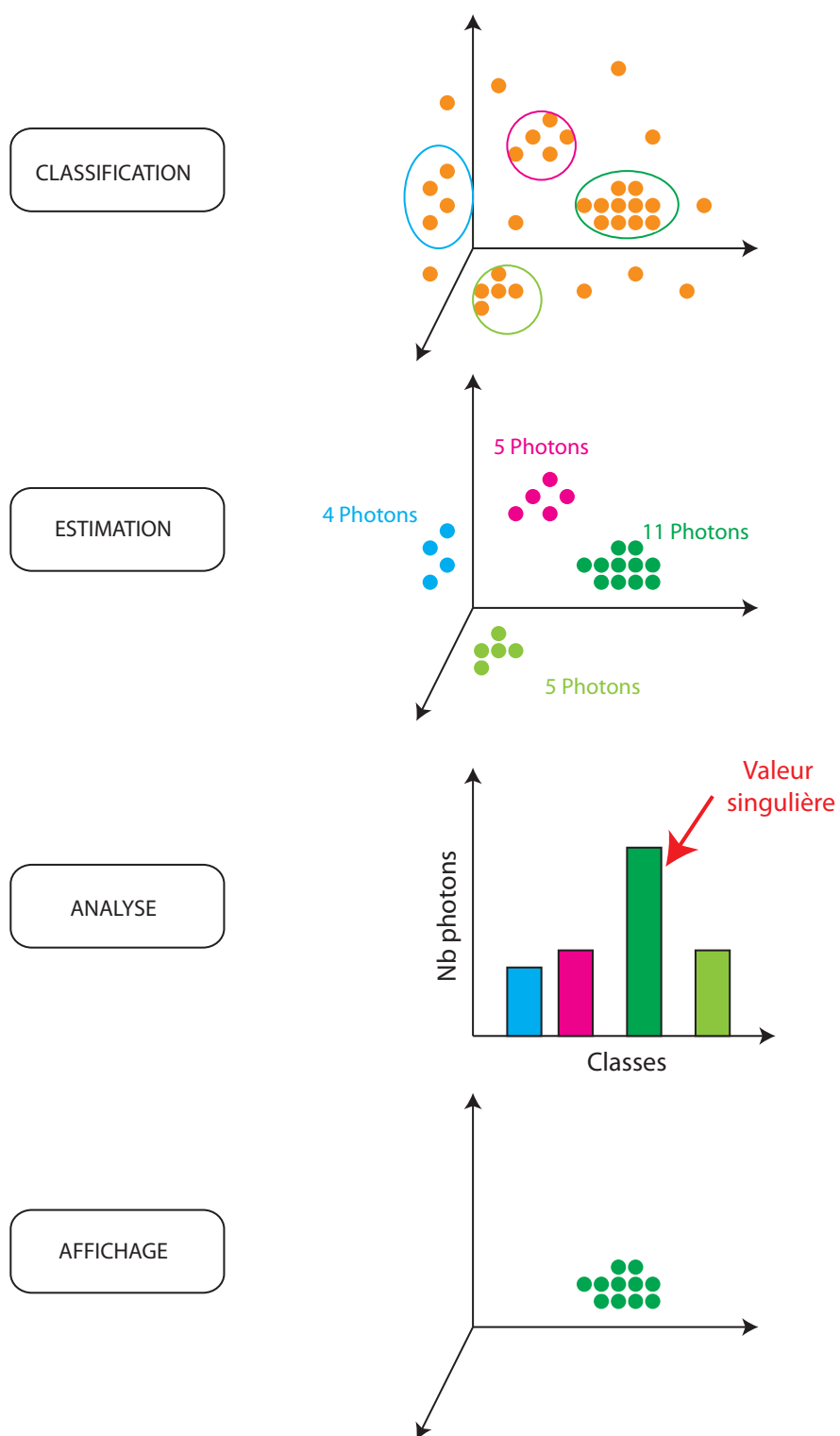


FIGURE 6.4 – Schéma du processus d'analyse de classes pour la localisation de défauts dans les VLSI.

paramètre en fonction de l'identifiant de la classe, mais aussi histogramme, boîte à moustaches, etc). Les valeurs singulières sont isolées par seuil, celui-ci étant fixé par l'utilisateur.

4. **Affichage.** Les photons qui appartiennent aux groupes aux propriétés singulières et qui ont été identifiés à l'analyse sont affichés. Ils indiquent la localisation du ou des nœuds liés au défaut, ainsi que les instants où celui-ci génère une émission anormale.

Les bases de données TRI peuvent être extrêmement importantes. Il n'est pas rare d'avoir entre un et deux millions de photons. Les méthodes de classification comme DBSCAN nécessitent des calculs de distances pour rechercher les plus proches voisins et estimer la densité associée à chaque individu. Des techniques d'indexation comme les arbres $k-d$ [153] peuvent accélérer ce processus. Malgré cela, dans l'hypothèse où le nombre d'individus est élevé, cette étape restera coûteuse en ressources mémoires. Il n'est pas nécessaire de calculer la distance entre un photon acquis à la première commutation et un autre acquis à la dernière commutation de la séquence de test : ils ne peuvent appartenir à la même classe. Il semble donc judicieux de limiter la recherche de voisins aux photons émis à des instants similaires, correspondant au même vecteur de test. Cette étape de préclassement est réalisée par découpage de l'espace original suivant la variable t . Le choix de paramètre de découpage sera discuté de façon plus détaillée dans une section dédiée au préclassement.

Le schéma de la FIGURE 6.5 montre un préclassement avec un paramètre δt fixe. La pré-classe orange inclut tous les objets dont la valeur de t est comprise entre 0 et δt . La pré-classe bleue contient tous ceux pour lesquels t est compris entre δt et $2 \times \delta t$.

4.2/ CAS D'ÉTUDES ET ISOLATION DES GROUPES DE PHOTONS LIÉS AU DÉFAUT

Cette méthode d'analyse est appliquée à un cas d'étude originellement présenté par Uchikado *et al.* dans [154]. Le circuit analysé est un microcontrôleur en technologie 90 nm. Le défaut génère un retard de propagation (*delay fault*). Dans cet exemple, on étudie deux séquences de test différentes. La première contient une centaine de vecteurs de test et dure moins de 20 μs . La seconde comporte plus de 1500 vecteurs et dure environ 1,5 ms. On précise que les bases de données ne sont pas celles reportées dans l'article de Uchikado (où la fréquence d'horloge est donnée à 3,57 MHz, soit une période de 280

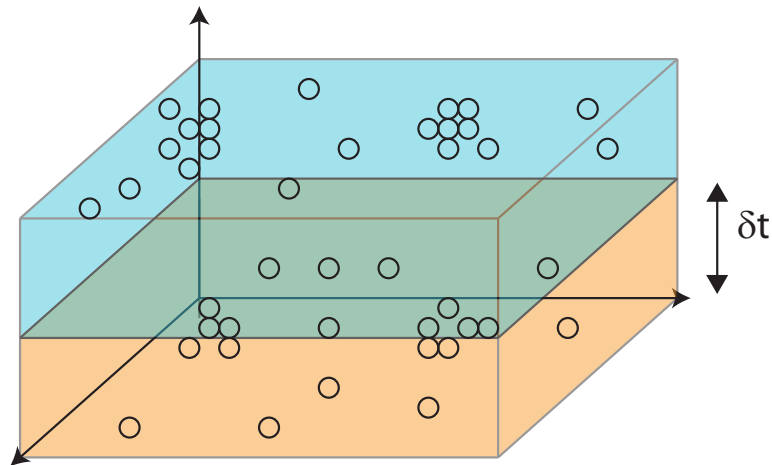


FIGURE 6.5 – Schéma du préclassement.

ns). En effet, dans notre cas la fréquence d'horloge a été observée à 5 MHz. Du fait des durées de séquences et d'acquisition, les deux bases de données n'ont pas les mêmes densités de photons. Dans la suite de cette section, le cas haute densité fait référence à la première séquence alors que le cas faible densité renvoie à la deuxième séquence.

4.2.1/ CAS À HAUTE DENSITÉ DE SIGNAL

L'acquisition totale a duré 600 s et a été réalisée avec l'objectif 20x du TriPHEMOS. La base de données sur le composant défaillant contient 855531 photons alors que celle acquise sur un composant parfaitement fonctionnel dans les mêmes conditions de fonctionnement est composée de 843845 photons. Le nombre de photons est effectivement plus élevé dans le cas de la base défaillante mais ne représente qu'une hausse d'environ 1 %. Au regard de la cartographie d'émission, disponible en FIGURE 6.6, il s'agit d'une zone complexe avec beaucoup d'activité. Comme l'émission de photons est un phénomène stochastique, cette augmentation peut aussi bien être due au défaut qu'à la nature aléatoire des processus d'émission et de détection.

L'intégralité de la région étudiée suit un comportement séquentiel, entièrement cadencé par l'horloge du circuit. Dans ces conditions, un préclassement de taille fixe peut être appliqué. Le paramètre δt est défini à partir de la demi-période d'horloge, puisqu'il s'agit de l'intervalle d'émission le plus court dans toute la région d'acquisition. Une observation de la forme d'onde optique générale (pour toute la région), dont un extrait est reporté en

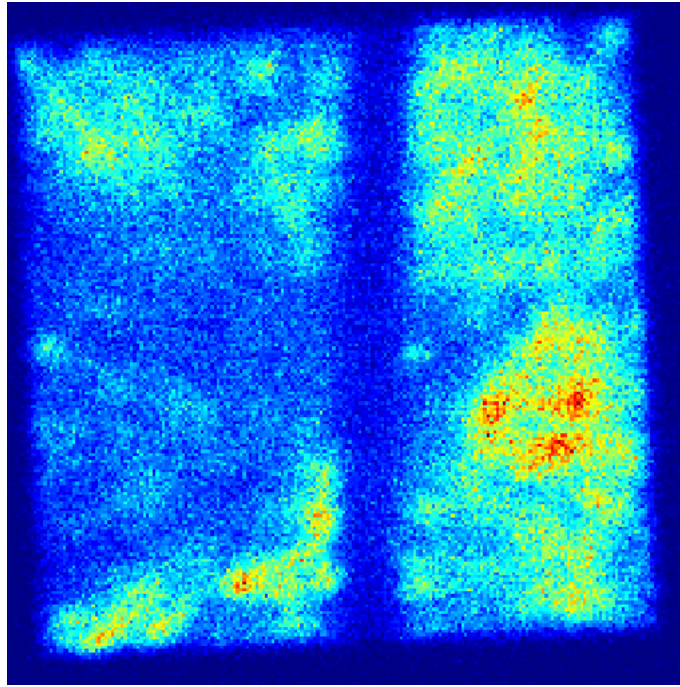


FIGURE 6.6 – Cartographie d'émission acquise sur le composant sain.

FIGURE 6.7, indique un intervalle de 100 ns entre chaque émission, valeur confirmée par un calcul d'autocorrélation. En conséquence, δt est fixé à 100 ns.

Une faute de type *retard* peut se traduire par une commutation plus longue que la normale. Si une commutation est plus longue, alors des photons sont émis pendant plus longtemps. Rien ne garantit qu'ils soient aussi proches temporellement que ceux émis pendant une commutation normale. En contre-partie, cette émission doit être très localisée spatialement. Deux photons liés à ce défaut doivent donc être plus proches que des photons de bruits détectés entre deux vecteurs de test, mais plus éloignés que deux photons émis lors d'un fonctionnement normal. Même si l'on ne tient pas compte de la nature physique des coordonnées et que les distances photons à photons sont calculées à partir des trois coordonnées, les différences d'ordre de grandeurs entre les coordonnées spatiales et temporelles sont telles que la valeur temporelle impactera majoritairement ce calcul. En statistique, la réduction de données permet d'attribuer un poids égal à chacune des variables dans un calcul de distance. Pour chaque photon, ses coordonnées sont réduites par la formule :

$$\underline{c}_n = \frac{c_n}{\sigma_{nPcl}} \quad (6.1)$$

où \underline{c}_n indique la coordonnée réduite de la variable n d'un photon, c_n sa version non

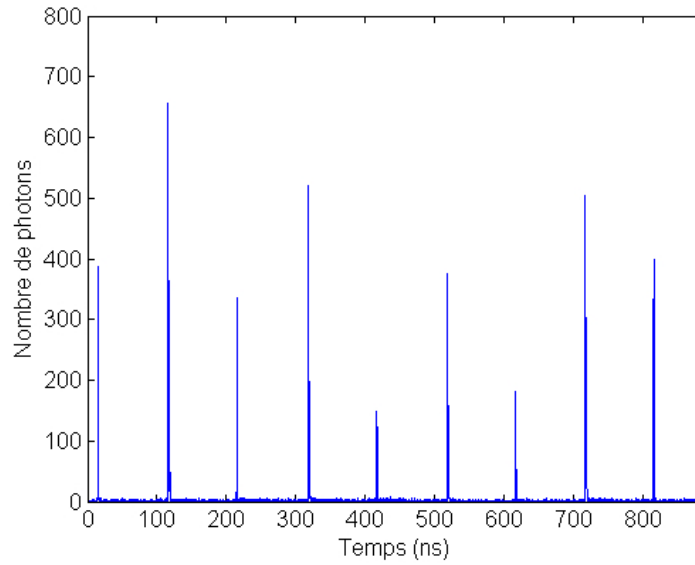


FIGURE 6.7 – Extrait de la forme d'onde optique globale de la région d'acquisition.

réduite et σ_{nPcl} est l'écart-type de la variable n estimé à partir de l'ensemble des photons membres de la pré-classe Pcl .

L'algorithme DBSCAN requiert deux paramètres : ε , le rayon de voisinage, et μ , le nombre minimum de voisins pour considérer un individu comme noyau. Ester *et al.* ont suggéré de définir le premier par observation des distances triées jusqu'au $\mu^{ième}$ voisin pour chaque objet. Ils ont rapporté que, dans leurs exemples d'application, ils n'observaient pas de différence notable de la courbe au-delà du 4^{ième} plus proche voisin (abrégé PPV). Le graphique des distances triées jusqu'au quatrième PPV, visible en FIGURE 6.8, montre plusieurs niveaux distincts. Afin de faciliter la lecture, une échelle logarithmique a été adoptée en abscisse.

Sur cette représentation, il est intéressant de remarquer que le coefficient directeur de la courbe semble peu varier par décade. Si la différence entre les deux premières valeurs semble importante, jusqu'à la 100^{ième} plus grande distance, la variation semble faible. La distance reste au-dessus de 2,5 a.u. On observe une forte décroissance jusqu'à la 1000^{ième} plus grande valeur, ensuite la décroissance est moins abrupte et les distances décroissent de façon quasi-linéaire dans ce mode de représentation à partir de la 3000^{ième} valeur. Les photons qui ont leur quatrième PPV au-delà de la 3000^{ième} distance peuvent être considérés comme valeur aberrante : ces quelques points (par rapport à un ensemble de 850 000 points) ont des distances bien plus élevée que les autres.

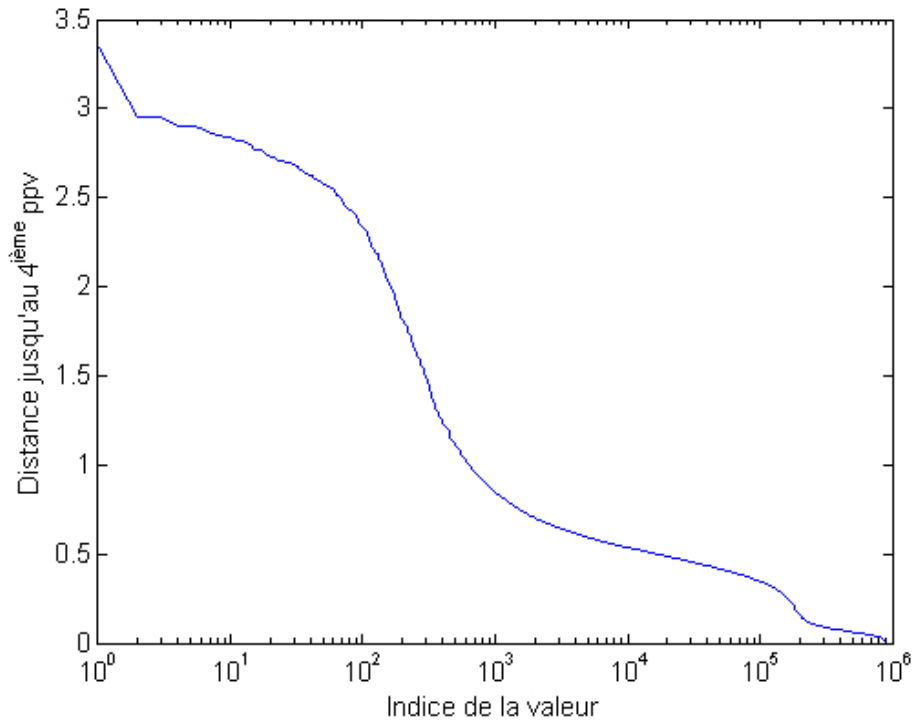


FIGURE 6.8 – Distances normalisées jusqu’au quatrième ppv triées pour l’acquisition haute densité. Échelle logarithmique en abscisse.

Un nouveau point d’inflexion est visible à environ 200 000. Les photons dont la distance jusqu’à leur quatrième PPV est classée entre 3000 et 200 000 correspondent aux fausses détections acquises entre deux activités du circuit. Enfin, un dernier intervalle linéaire contient toutes les valeurs au-delà de la 200000^{ième} plus petite distance.

Dans les chapitres 2 et 3, il a été mentionné que deux niveaux de bruit devaient être considérés en TRI. Les photons de bruit détectés aux environs d’une commutation ou pendant celle-ci ont une densité plus élevée que ceux acquis entre deux vecteurs de test. Ce bruit “haute densité” est donc inclus dans cet intervalle haute densité. Faute de limite discernable sur la courbe de la FIGURE 6.8, il y a une forte probabilité d’inclure ces photons de bruit dans une classe de signal. On choisit ε après le deuxième point d’inflexion : $\varepsilon = 0.08 \text{ a.u.}$ Le nombre minimum de voisins dans ce rayon est fixé à quatre.

Après application de l’algorithme DBSCAN avec le jeu de paramètres donnés précédemment, ce sont 4005 classes qui ont été trouvées. Les FIGURE 6.9 et FIGURE 6.10 montrent un extrait de la base de données avant traitement et après celui-ci. Sur cette dernière, les photons sont colorés suivant leur appartenance à une classe ou une

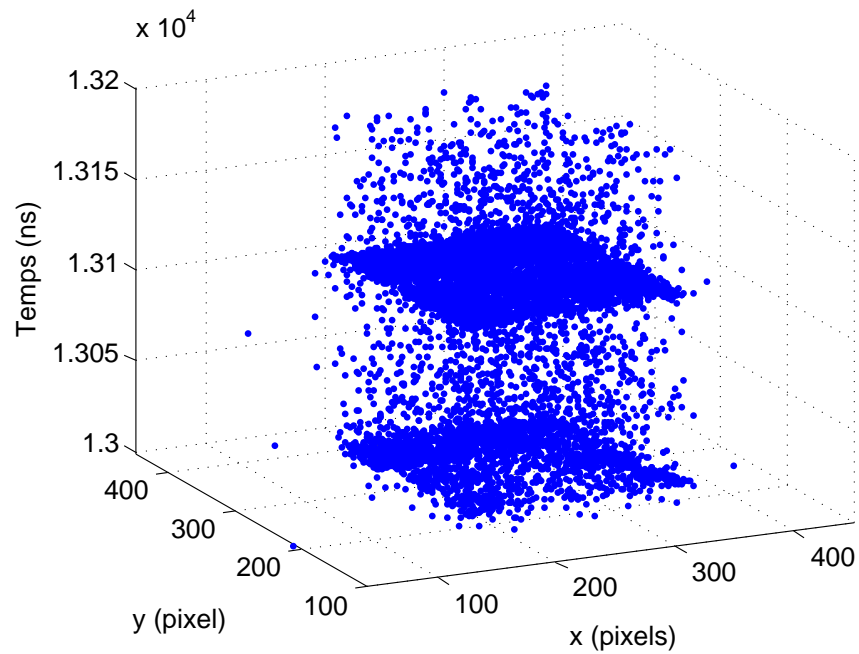


FIGURE 6.9 – Extrait de la base de données avant traitement.

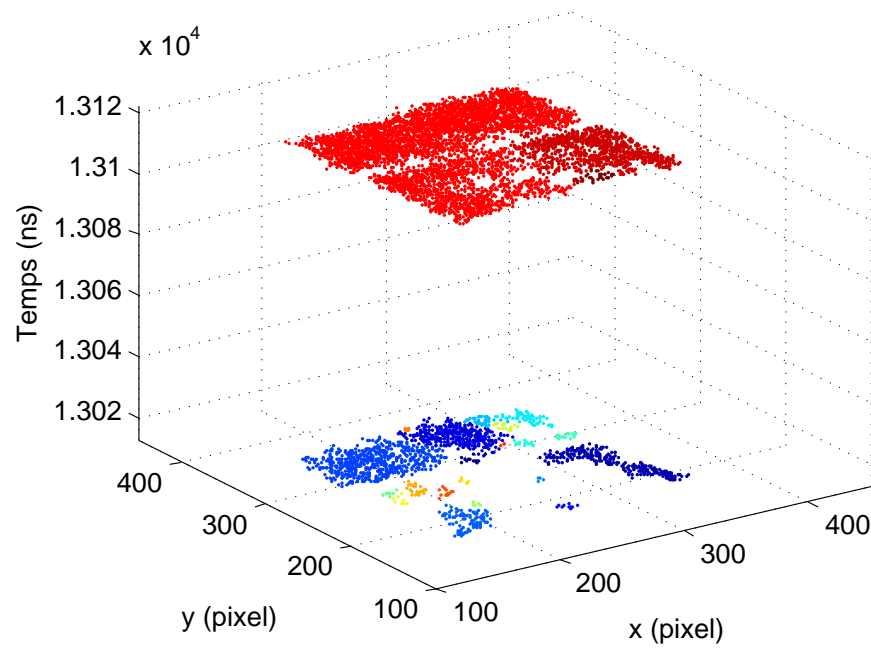


FIGURE 6.10 – Extrait de la base de données après classification. Chaque couleur indique une classe différente.

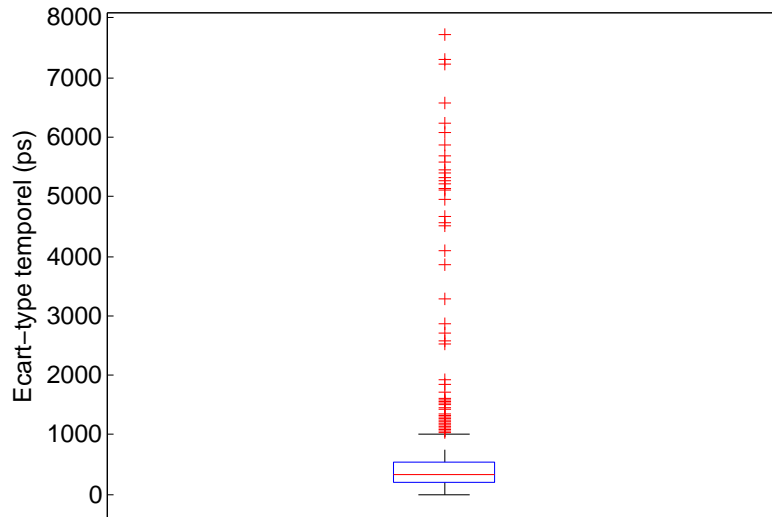


FIGURE 6.11 – Diagramme en boîtes des écarts-types temporels de chaque classe.

autre. Le résultat de la FIGURE 6.10 montre que tous les photons détectés pendant une commutation, bruit ou signal, ont été parfois associés. Le jeu de paramètres choisi n'était donc pas suffisant pour en faire la distinction. On observe aussi des activités différentes suivant les vecteurs de test : tous les nœuds ne sont pas actifs aux mêmes vecteurs. Ainsi, aux alentours de 13000 ns, des classes bien séparées ont pu être identifiées alors qu'à 13100 ns, l'activité est telle que beaucoup de groupes de photons ont fusionné au sein d'une même classe.

Afin de détecter les classes aux propriétés singulières, on étudie différents paramètres statistiques, dont l'écart-type de la variable temps. Une synthèse de ce paramètre est disponible en FIGURE 6.11. Les premier et troisième quartiles sont représentés par des bornes bleues et la médiane est donnée en rouge. Les extrémités inférieure et supérieure Min et Max de la boîte sont estimées par :

$$Min = q_1 - w(q_3 - q_1), \quad (6.2)$$

et

$$Max = q_3 + w(q_3 - q_1), \quad (6.3)$$

avec q_1 et q_3 les premier et troisième quartiles et w est un facteur de longueur de la boîte, fixé ici à 1,5. Cette valeur permet de couvrir environ 99 % de la distribution dans le cas d'une loi normale. Les points situés au-delà de ces limites sont considérés comme

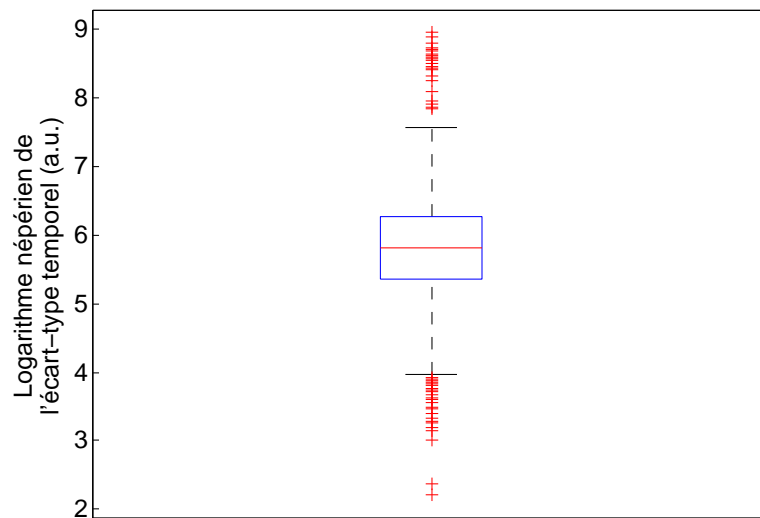


FIGURE 6.12 – Diagramme en boîtes du logarithme népérien de écarts-types temporels de chaque classe.

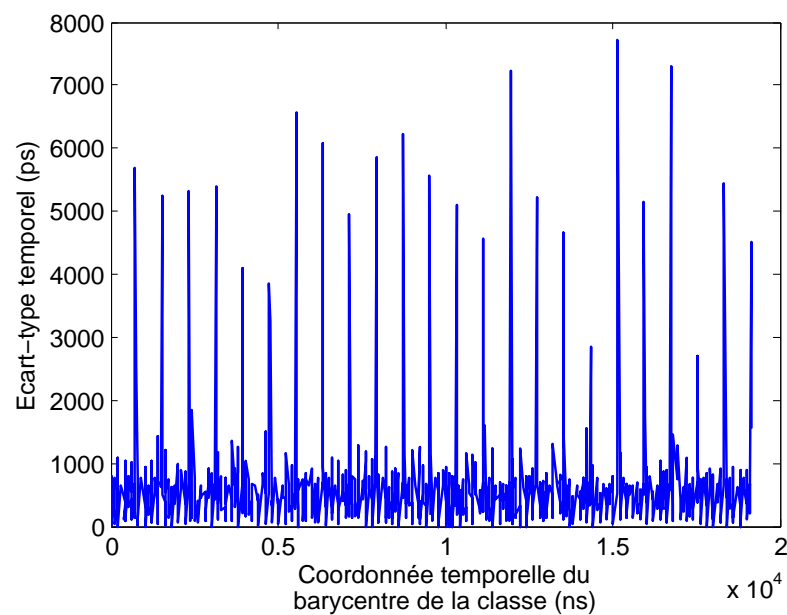


FIGURE 6.13 – Ecart-type temporel de chaque classe en fonction de la coordonnée temporelle du barycentre de la classe.

singuliers. Si rien ne prouve ni même suggère que la distribution du paramètre suit une loi normale, nous utilisons néanmoins ces valeurs comme point de départ de cette analyse.

On dénombre 83 classes dont l'écart-type possède une valeur plus élevée que la borne supérieure. Ces valeurs sont définies sur un intervalle allant de 1000 ps à plus de 7000 ps. Les points singuliers de plus faible écart-type sont néanmoins adjacents à la borne supérieure, si bien qu'il n'est pas évident de définir un seuil pour isoler les clusters potentiellement liés au défaut.

Le même type de diagramme est réalisé en prenant en compte cette fois le logarithme des écarts-types temporels (FIGURE 6.12). La distribution ressemble alors très fortement à une distribution normale et un groupe de points singuliers se détache très fortement de la borne supérieure. Celle-ci est égale 7,6 a.u., ce qui équivaut à 2000 ps. Dans ce cas, la borne supérieure constitue un candidat au seuil pour isoler les classes aux propriétés singulières.

La courbe de l'écart-type temporel de chaque classe en fonction de la coordonnée temporelle du barycentre, disponible en FIGURE 6.13, indique qu'il existe de façon périodique des clusters pour lesquels les photons sont beaucoup plus dispersés que la moyenne. Un seuil à 2000 ps est fixé suite à l'étude la FIGURE 6.12 et les groupes de photons

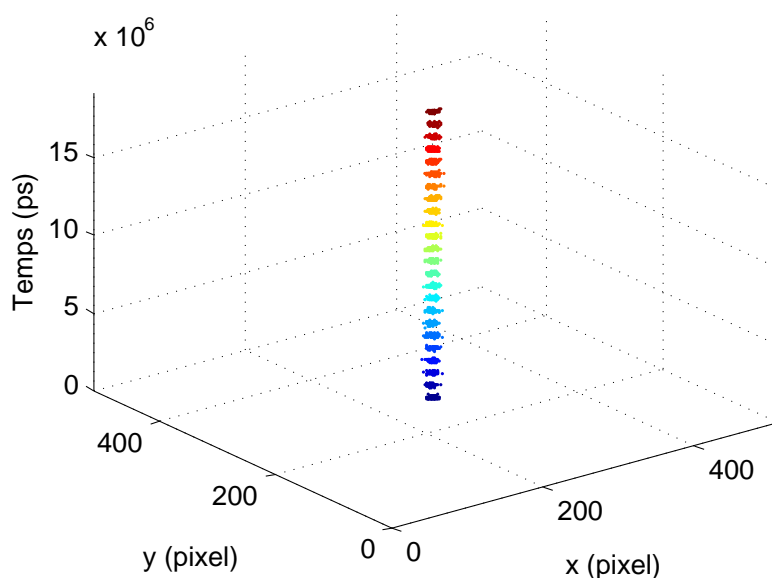


FIGURE 6.14 – Photons liés aux classes à large écart-type temporel. Chaque couleur représente une classe.

dont l'écart type est supérieur à cette valeur sont isolés en FIGURE 6.14. Ils sont tous localisés dans la même portion de l'espace et apparaissent de façon périodique. Il s'agit de la signature en émission de lumière du défaut. En conclusion, dans ce cas d'étude, le processus d'analyse des propriétés des classes a permis d'isoler les photons liés au défaut, malgré un choix de paramètres n'ayant pas abouti à une classification optimale.

4.2.2/ CAS À FAIBLE DENSITÉ DE SIGNAL

La séquence de test est désormais constituée de 1500 vecteurs, pour une durée d'environ 1,5 ms. Il s'agit du même composant avec le même type de faute (retard de propagation). En conséquence, la manifestation est attendue. Nous ignorons si les conditions de polarisation ont changé. On rappelle que ce facteur peut influencer sur la quantité de photons émis par une structure CMOS.

La difficulté de cette base de données est la faible densité de photons. L'acquisition a duré 2400 secondes. Comparativement, pour la précédente étude l'acquisition a duré 600 s et la séquence était de l'ordre de dix fois plus courte. En partant de l'hypothèse qu'il existe un lien linéaire entre durée d'acquisition et densité de photons, ce facteur quatre d'augmentation ne permet pas de compenser l'augmentation de la longueur de la séquence de test. Si les conditions de polarisation ont changé, deux cas doivent être considérés :

- Soit la polarisation est plus importante pour cette seconde séquence. Le rendement d'émission en fonction de la tension de polarisation est dépendant de la technologie du circuit. Il se peut donc que la perte de durée d'acquisition soit compensée, mais rien ne permet de l'affirmer en l'absence d'informations.
- Soit la polarisation du premier cas d'étude est plus importante. Une polarisation plus faible entraîne une diminution du rendement d'émission et il y a un risque d'aggraver la baisse de densité de photons de signal.

Après 2400 secondes d'acquisition, 2427087 photons ont été détectés. Si l'on considère un voxel de 1 pixel x 1 pixel x 1 ps, on peut estimer une densité moyenne de photons $\hat{\rho}$ par :

$$\hat{\rho} = \frac{\text{card}(ph)}{l_x \cdot l_y \cdot l_t} \quad (6.4)$$

où ph désigne l'ensemble des photons acquis, l_x et l_y les dimensions de la surface utile

du capteur (toutes les deux définies à 200 pixels dans notre cas) et l_t la durée totale de la séquence de test. Pour la première séquence, $\hat{\rho} = 1,06.10^{-6}$ photons par voxel alors que dans la seconde, $\hat{\rho} = 1,34.10^{-8}$. La densité moyenne est donc 80 fois plus faible dans la seconde acquisition que dans la première. Cela indique un plus faible rapport signal sur bruit.

Afin d'estimer les paramètres pour la classification, la même procédure que précédemment est appliquée. La courbe des distances triées jusqu'au quatrième ppv de la FIGURE 6.15 montre que, contrairement à la fois précédent, les frontières sont moins évidentes à distinguer. Cela signifie que non seulement, aucune rupture ne peut être utilisée pour définir ε , mais qu'il y a un risque d'inclure aussi les photons de bruit détectés entre deux vecteurs d'activité. Néanmoins, nous pouvons une légère inflexion aux alentours de la 1 000 000^{ième} plus grande distance. Il est donc possible qu'au delà de cette valeur, le risque d'inclusion de photons de bruit en tant qu'objet de cœur soit minimisé. Nous retiendrons donc une valeur de ε aux alentours de celle-ci. Le jeu de paramètres choisi est le suivant : $\varepsilon = 0,41 \text{ a.u.}$ et $\mu = 4$ voisins.

Après application de l'algorithme DBSCAN, ce sont 43015 classes qui ont été trouvées. L'extrait de la FIGURE 6.16 montre que contrairement à la fois précédente, plusieurs groupes distincts de photons ont pu être identifiés. Cela est dû à la faible densité. Sur l'extrait choisi, le groupe de photon entouré en rouge est très réparti par rapport à l'axe des temps. Cette classe est localisée dans une zone similaire à celle où les photons liés au défaut ont été identifiés dans l'application précédente. Malgré des faibles densités et rapports signal sur bruit, des photons liés au défaut ont pu être regroupés par ce processus.

Comme dans la section précédente, une synthèse sous forme de boîte à moustaches est disponible en FIGURE 6.17. Contrairement au cas haute densité, la répartition des écarts-types ne semble plus être similaire à celle d'une distribution normale. La médiane est beaucoup plus proche du premier quartile que du troisième. De plus, aucune valeur singulière ne se détache de la borne supérieure. On précise que celle-ci est définie suivant les mêmes critères qu'en section 4.2.1. L'étude de l'écart-type temporel en fonction de la coordonnée temporelle (courbe donnée en FIGURE 6.18) ne permet pas de distinguer de classes aux propriétés singulières : trop de classes ont des valeurs d'écart-type supérieures à la nanoseconde. Plusieurs hypothèses peuvent expliquer ce phénomène.

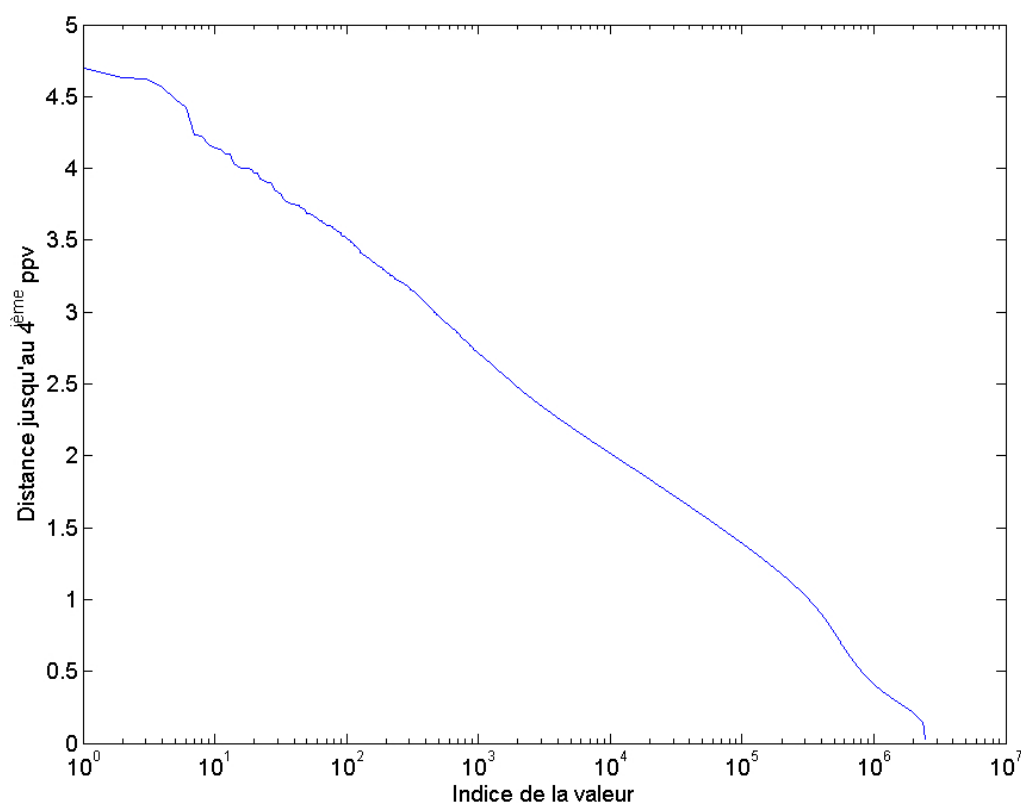


FIGURE 6.15 – Distances normalisées jusqu'au quatrième PPV triées pour l'acquisition faible densité. Échelle logarithmique en abscisse.

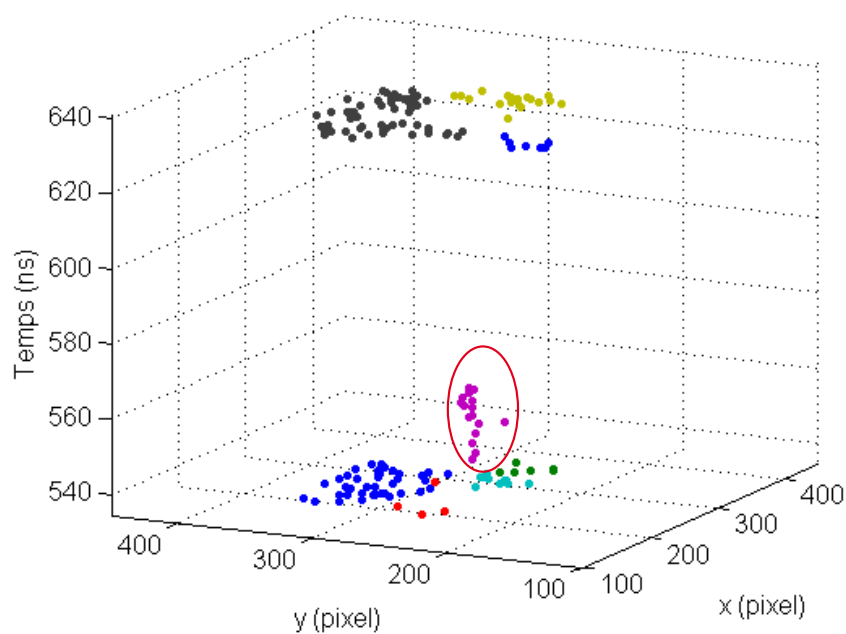


FIGURE 6.16 – Extrait de la base de données faible densité après classification. Chaque couleur indique une classe différente.

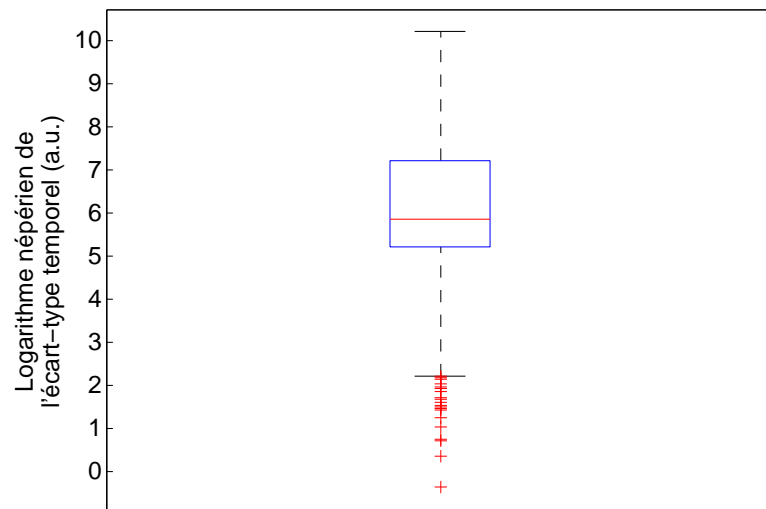


FIGURE 6.17 – Diagramme en boîte du logarithme népérien des écarts-types temporels des classes de l'acquisition faible densité.

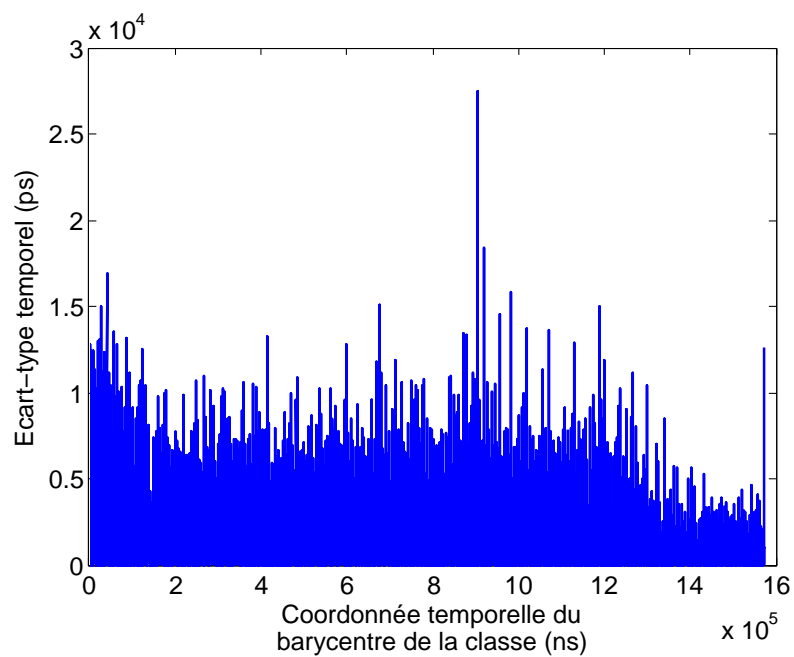


FIGURE 6.18 – Ecart-type temporel en fonction de la coordonnée temporelle du barycentre de chaque classe pour la base faible densité.

Du fait des paramètres et du faible rapport signal sur bruit, des photons de signal et de bruit ont pu être associés. Malheureusement, la procédure usuelle ne permet pas de distinguer aisément d'autres valeurs de ε et donc de proposer une alternative. L'étape de réduction, définie à partir de l'écart-type d'une pré-classe, a certainement aussi eu un impact sur le calcul de distance.

En conclusion, s'il est possible que des photons liés à un défaut soient identifiés et regroupés dans un contexte de faible rapport signal sur bruit, l'identification assistée de l'intégralité des classes potentiellement liées au défaut est plus difficile à réaliser. L'incertitude sur la qualité de la classification est trop importante. Ces résultats suggèrent l'existence d'un rapport signal sur bruit minimal pour que la méthode proposée soit efficace.

4.3/ DISCUSSION

4.3.1/ ÉTAPE DE PRÉCLASSEMENT ADAPTATIF

Du fait de la taille des données TRI (on rappelle que dans l'application précédente, les bases comptaient environ 850 000 et 2 400 000 photons), l'étape de préclassement s'est imposée lors des développements pour des raisons de gestion de ressources mémoires. Dans l'exemple précédent, le circuit fonctionnait de façon séquentielle et l'émission était périodique. La question de savoir s'il est possible d'appliquer une telle démarche à des circuits de natures différentes se pose. Considérons le cas du circuit FPGA où sont implantées des chaînes d'inverseurs stimulés à des fréquences différentes, que nous avons étudié dans le chapitre précédent. La forme d'onde optique globale fournie en FIGURE 6.19 montre que, si certains pics réguliers de très fortes amplitudes sont observables par intervalle, comme par exemple entre 500 ns et 700 ns, cela ne peut être généralisé à l'intégralité de la séquence. Les activités au sein de la région sont trop variées. Ainsi, dans le cas d'un circuit combinatoire à activités multiples et non synchrones, déterminer une période de préclassement est moins évident que dans le cas d'étude présenté dans la section précédente.

On part de l'hypothèse que la durée d'acquisition est telle qu'elle garantit un rapport signal sur bruit suffisant. Dans ce cas, la densité de photons pendant et au voisinage d'une commutation est plus importante que la densité entre deux vecteurs de test. En

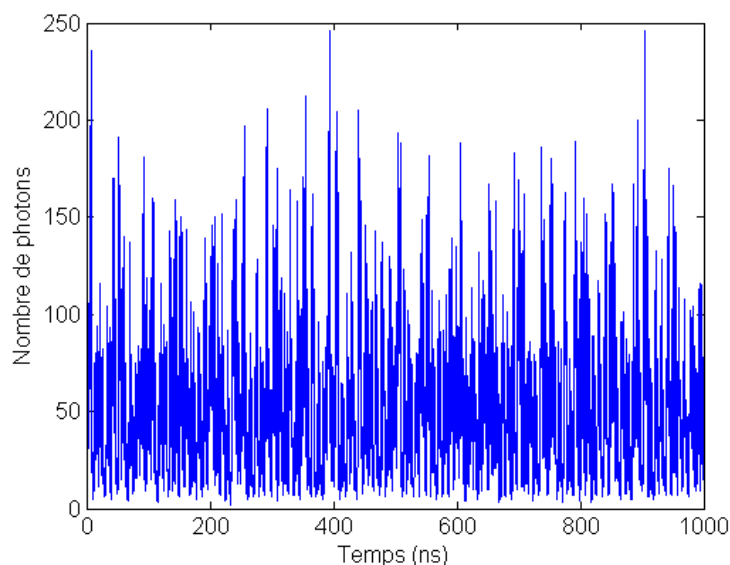


FIGURE 6.19 – Forme d’onde optique générale de l’acquisition chaîne d’inverseurs.

effet, entre ces événements, seuls des photons de bruit sont détectés. Sans prendre en considération les coordonnées spatiales, la différence entre deux photons détectés consécutivement pendant des événements d’émission réelle est plus faible que pour deux fausses détections. Dans la liste triée des photons par rapport à leurs instants de détection, deux photons consécutifs et proches temporellement ont une forte probabilité de correspondre au même événement d’émission. Ils doivent donc être affectés à la même préclasse. Cette propriété offre une alternative à un préclassement fixe : les photons sont regroupés au sein de la même préclasse tant que la différence entre deux valeurs consécutives de la liste n’est pas suffisamment importante. Il s’agit donc d’un préclassement adaptatif.

Là où l’approche fixe se base sur une donnée inhérente à la séquence de test et au fonctionnement de la zone étudiée pour créer les classes, cette méthode adaptative requiert la définition d’un seuil au-delà duquel une nouvelle pré-classe est créée. L’observation de la différence entre éléments adjacents du vecteur temps, contenant les positions temporelles triées des photons, permet de résoudre cette problématique. Deux exemples de tracés de la différence temporelle en fonction de l’indice des photons sont fournis en FIGURE 6.20 (a) et (b). Il s’agit respectivement des différences pour les bases de données du cas faible densité de la section précédente et du FPGA dont il a été question dans le chapitre précédent. Ces courbes montrent que cette différence varie peu par intervalle,

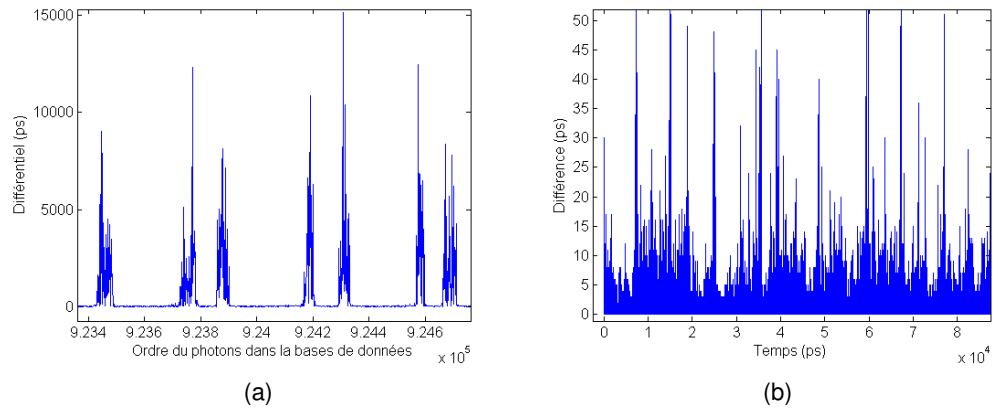


FIGURE 6.20 – Exemples d’extraits de différence temporelle entre photons adjacents. Courbe (a) estimée à partir de la base de données acquises sur le microcontrôleur de la section 4.2.2 et la courbe (b) correspond aux chaînes d’inverseurs implantées dans un FPGA 130 nm, présentées dans le chapitre 5.

même si cela est moins évident sur la courbe (b).

Cette méthode de préclassement mobile est appliquée à l’étude des chaînes d’inverseurs implantées dans un FPGA. Par observation, on fixe une différence maximale d’association de 10 ps. Après cette étape, l’algorithme DBSCAN est appliqué avec comme paramètres $\mu = 10$ voisins et $\varepsilon = 0.1$ a.u. La FIGURE 6.21 montre un extrait des résultats de la classification. Ces données ont été choisies car elles appartiennent à la plus grande pré-classe (plus de 6000 photons ont été associés à l’aide des paramètres choisis). Les couleurs sont fixées en fonction de l’identifiant de la classe. Les résultats sont répartis sur cinq nanosecondes. Cela signifie que malgré le critère d’association choisi au préclassement, il y avait une telle densité d’activité et de photons (de signal ou de bruit), que ceux-ci ont pu être associés sur 5 ns. Il est important de remarquer que certaines classes à dissocier pour un observateur humain, ont fusionné. C’est notamment le cas pour les quatre classes formant la classe bleue située à environ $4,04 \cdot 10^5$ ps et au pixel 250 en x et répartie entre les pixels 200 et 250 en y . Ce manque de précision peut être imputé au jeu de paramètres, aspect du traitement discuté dans le paragraphe suivant.

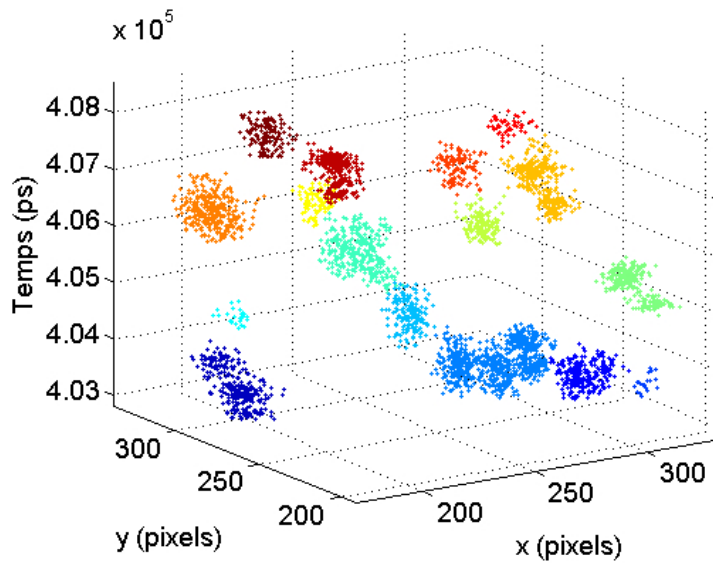


FIGURE 6.21 – Extrait des photons classé par DBSCAN dans l'exemple FPGA. Les couleurs sont liées à l'étiquette de la classe.

4.3.2/ PRÉCLASSEMENT ADAPTATIF ET DENSITÉ DE BRUIT VARIABLE

Les résultats sur le jeu haute densité avec un préclassement fixe ont montré que cette méthode permet de supprimer majoritairement des photons de bruit entre deux commutations. Malheureusement, ceux détectés aux environs de la commutation sont associés à une classe de signal, si bien que les événements de chaque nœud ne sont plus distinguables séparément (voir la commutation vers $1,31 \cdot 10^4$ ns en FIGURE 6.10). Nous avons déjà mentionné ce problème d'un niveau de bruit variable au moment des commutations dans les chapitres 2 et 3. Les distances entre les photons détectés au voisinage d'une commutation (qu'ils soient de signal ou de bruit) sont si petites par rapport aux dimensions de l'espace de définition de la préclasse, que ces photons sont majoritairement associés au sein de la même classe, en dépit de la réduction des variables de normalisation. Des paramètres définis de façon globale ne permettent donc que difficilement de passer outre ce problème.

Il avait été fait mention en section 3.3 de variantes de l'algorithme DBSCAN pouvant gérer des densités multiples. Un algorithme tel que VDBSCAN requiert de définir par observation différentes valeurs de ε . Un changement abrupte dans la courbe des distances jusqu'au $k^{\text{ième}}$ plus proche voisin peut être assimilé à un changement de densité. Au vu des courbes des figures 6.8 et 6.15, il peut s'avérer compliqué de distinguer de

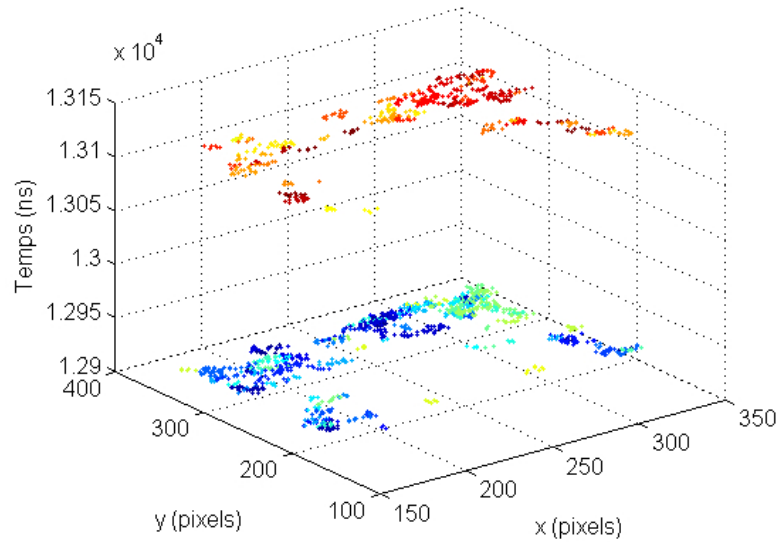


FIGURE 6.22 – Classification des mêmes données qu'en FIGURE 6.10 avec préclassement adaptatif. $\delta t = 5$ ps, $\varepsilon = 0,1$ a.u. et $\mu = 5$.

façon claire des ruptures dans la courbe des distances. Ce type de traitement est donc difficilement applicable en l'état.

La FIGURE 6.22 montre les résultats de la classification pour les mêmes photons que ceux de la FIGURE 6.10 en ayant cette fois utilisé un préclassement adaptatif. On précise que les données de chaque préclasse sont réduites suivant la méthode décrite précédemment. Si dans le cas fixe il existait des différences réelles du nombre de photons restant après classification, l'approche adaptative montre une plus grande homogénéité des résultats malgré cette variation de densité de photons entre les deux événements. Ce résultat suggère qu'un préclassement adaptatif permet de contourner cette problématique de variation du niveau de bruit, tout en définissant des paramètres globaux.

4.3.3/ CHOIX DES PARAMÈTRES

Dans les exemples d'applications présentés jusqu'à maintenant, le choix des paramètres s'effectuait par observation de la courbe des distances triées jusqu'au $k^{\text{ième}}$ voisin. Ester *et al.* [148] ont suggéré de choisir la valeur de μ après le point d'inflexion de la courbe. En effet, au sens de la classification par densité, un individu non noyau se caractérise par une

plus faible densité, c'est à dire que lui et ses KPPV occupent un volume plus important qu'un individu "noyau" et ses KPPV. Il est important de remarquer que ce n'est pas parce qu'un individu n'est pas identifié comme noyau qu'il s'agit forcément de bruit, il peut aussi être une frontière (à condition d'être atteignable ou connecté par densité). Néanmoins les individus dont la densité est la moins élevée ont peu de chances d'appartenir à une classe. En conséquence, il y a une plus forte probabilité qu'il s'agisse de bruit. Si l'on raisonne en trois dimensions, le voisinage est défini de façon sphérique. Le volume ne dépend que du rayon et la distance jusqu'au $k^{\text{ième}}$ ppv est donc un indicateur de densité : il y a k voisins à l'intérieur de la sphère dont cette distance est le rayon. Une valeur très élevée indique une densité faible. C'est notamment le cas de celles situées avant le premier point d'inflexion sur les courbes en FIGURE 6.8 et FIGURE 6.15. Si le nombre k est faible (1 ou 2), il est possible qu'un individu de bruit soit proche de son $k^{\text{ième}}$ ppv. Pour cette raison, Ester *et al.* proposait d'étudier ces courbes pour différentes valeurs de k et de fixer comme valeur celle à partir de laquelle la courbe des distances triées ne présente plus de changement notable en termes d'allure. Dans le cadre de leurs expériences, aucun changement notable n'intervenait au delà du quatrième plus proche voisin. Enfin, il était aussi suggéré d'utiliser k comme nombre minimum de voisins, puisque le paramètre ε était fixé en fonction de celui-ci.

Le choix d'un nombre de voisins relativement petit est justifiable en TRI par le fait que peu de photons sont émis par commutation. Concernant le choix de ε , la tâche est plus délicate. Les courbes en FIGURE 6.8 et FIGURE 6.15 montrent que les valeurs singulières, correspondant à une très grande distance, sont aisément discernables mais ne représentent qu'une infime partie de l'ensemble des distances de chaque objet jusqu'à son $k^{\text{ième}}$ voisin. Ces valeurs ont été estimées avec un préclassement fixe, ce qui signifie que les photons de bruit à haute densité, détectés aux environs de commutations, peuvent aussi être inclus dans l'intervalle de valeurs situées après le premier point d'inflexion. Comme présenté dans le paragraphe précédent, un préclassement mobile semble apporter une modification et permet de faire la distinction malgré cette variation. Dans l'approche mobile, le bruit de plus haute densité est donc plus aisément identifié comme non noyau. En conséquence, les distances de ces objets jusqu'à leur $k^{\text{ième}}$ voisin est plus élevée que celles des véritables noyaux. Malgré ce bénéfice, les courbes restent délicates à exploiter dans le cas de données TRI car la distinction de points singuliers (par exemple un changement brusque de valeur, le début d'un intervalle où la distance

évolue peu, etc) n'est pas évidente. Une alternative est de travailler sur une fraction de la base et d'identifier les individus de plus haute densité à l'aide d'outils tels que le STPC et d'étudier leur distance normalisée jusqu'au $k^{\text{ième}}$ voisin. Cette analyse permet de fixer le paramètre ε qui définira ces individus de plus haute densité, et donc de signal, comme noyau.

Pour conclure sur la question du choix des paramètres, il est primordial de revenir aux définitions données en section 3.1. Celles-ci sont utilisées par la majorité des algorithmes de classification par densité. Les connexions et atteintes par densité ne sont valables qu'au regard de paramètres ε et μ . Un noyau suivant ces définitions peut être qualifié de signal, puisqu'il est sûr que ces individus appartiennent à une classe (on rappelle que le bruit au sens de la classification par densité est un objet n'appartenant à aucune classe). La variabilité des circuits rencontrés, des conditions de test (polarisation, fréquence, etc) ainsi que des séquences vont naturellement amener un changement des propriétés des groupes de photons d'une étude à l'autre. Dans ces conditions, le choix des paramètres par observation humaine d'un échantillon d'individus identifiés comme signal (car leurs densité locale est beaucoup plus élevée que la moyenne) est la méthode la plus indiquée.

5/ APPARIEMENT DE CLASSES POUR L'ANALYSE LOGIQUE DE VLSI EN TRI

5.1/ DÉFINITION DU PROBLÈME

Dans la section précédente, le processus présenté visait à isoler les groupes de photons anormaux. Dans le cas d'application, le défaut se caractérisait par une émission beaucoup plus longue que les groupes de photons résultant d'une émission normale. Au travers cet exemple, nous avons vu qu'il était possible d'arriver à retrouver ces photons sans nécessairement avoir de référence avec laquelle effectuer une comparaison. La condition est que le groupe de photons ait des caractéristiques singulières. Il vient alors une première question : comment arriver à identifier les photons liés au défaut lorsque leurs propriétés ne se distinguent pas particulièrement ?

De part son principe, l'émission de lumière dynamique est optimale pour l'étude de circuit CMOS logique. S'il y a une erreur logique, celle-ci ne se traduit pas forcément par une

émission singulière. Par exemple, une faute de type *stuck-at* signifie qu'il y a eu une absence de changement d'état. En analyse logique, l'objectif est donc d'arriver à identifier un changement d'état inattendu ou l'absence de celui-ci. Le problème revient donc à isoler les groupes de photons émis sur une commutation inattendue ou alors une absence d'émission.

La section précédente a montré que les méthodes de classification par densité étaient capables de regrouper et étiqueter les photons émis par un même nœud lors d'une transition dans la séquence de test. L'objectif désormais est d'arriver à statuer si la présence ou absence de ces groupes est symptomatique du défaut. Cette tâche nécessite d'avoir un point de référence théorique ou observé. Par exemple : *“d’après l’acquisition réalisée sur un composant sain, il y a un groupe de photons autour de la position (x,y,t) , il est donc attendu qu’il y ait un groupe similaire dans la base acquise sur le composant sous test”*. Comme les bases de données sont conséquentes, cette comparaison est difficile à réaliser par simple analyse visuelle, une solution assistée par ordinateur s'impose donc.

5.2/ DESCRIPTION DU PROCESSUS D'APPARIEMENT

On considère deux bases de données acquises sur des composants différents soumis à la même séquence de test. Le positionnement du capteur est identique pour les deux acquisitions. Cela signifie que l'ensemble peut être exprimé dans le même espace $(O, \vec{x}, \vec{y}, \vec{t})$. Soient deux groupes de photons correspondant au même nœud et la même transition, émis à la fois par le composant sain et celui défaillant. Ces groupes vont présenter des propriétés de dispersion similaires et ils seront répartis autour de centres de gravité voisins. En effet, l'émission de lumière étant un processus aléatoire, il est pratiquement impossible que les positions des photons soient exactement les mêmes d'une acquisition à l'autre.

Cette proximité entre barycentres permet de réaliser un appariement : si deux groupes extraits d'acquisitions distinctes ont leurs barycentres à des positions voisines en temps et en espace, alors il s'agit de l'émission d'un même nœud lors d'une même transition de la séquence de test. Les deux composants ont eu le même comportement. L'appariement se résume donc à une recherche du plus proche voisin entre les barycentres des classes des deux bases de données.

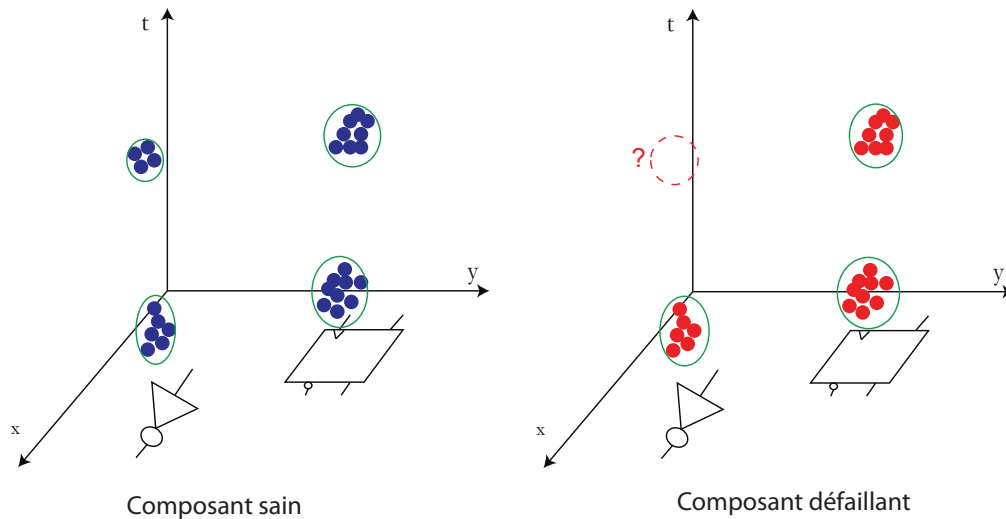


FIGURE 6.23 – Schéma explicatif de l'appariement de classes. 1 - Identification des groupes de photons.

Si un événement d'émission ne se produit que dans une seule acquisition, son plus proche voisin sera situé à une distance plus élevée que les groupes de photons résultant d'un comportement normal. La distance jusqu'au plus proche voisin fournit donc une métrique utile pour l'isolation de groupes de photons sans équivalent dans l'autre base de données. Une valeur beaucoup plus élevée que la moyenne indique quelque chose d'anormal.

Les schémas disponibles en FIGURE 6.23 à 6.28 résument le processus d'appariement de classes pour l'isolation de différences logiques :

1. **Classification.** Il s'agit d'identifier les groupes de photons générés par une commutation. Encore une fois, nous utiliserons les algorithmes par densité. Le schéma de la FIGURE 6.23 montre les résultats directement après classification et suppression du bruit. L'objectif va être de réussir à déduire qu'il manque un groupe de photons dans la seconde base de données, à l'emplacement marqué par un point d'interrogation.
2. **Estimation des barycentres.** Pour chaque classe, un barycentre est estimé. Plus le nombre de photons est important, meilleure sera l'estimation. La FIGURE 6.24 montre l'estimation de barycentres pour le cas de la FIGURE 6.23.
3. **Appariement.** Pour chaque barycentre de la base de données A, on calcule la distance les séparant de chaque barycentre de la base de données B. On considère

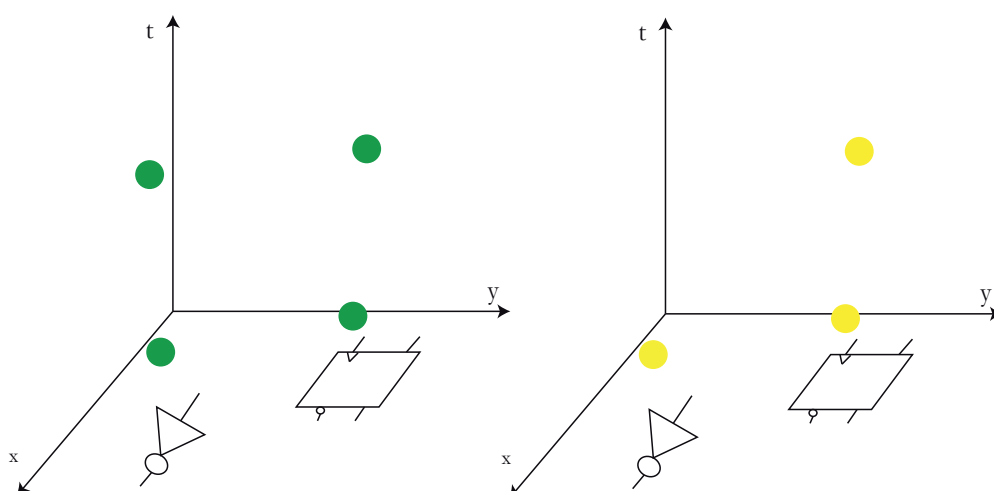


FIGURE 6.24 – Schéma explicatif de l'appariement de classes. 2 - Estimation des barycentres de chaque classes.

que l'intégralité des coordonnées est exprimée dans le même espace. Cette étape est schématisée en FIGURE 6.25. Les dénominations de classes sont arbitraires. Dans ce schéma, les calculs sont effectués pour la classe nommée A 78 (celle-ci désigne la 78^{ième} classe trouvée dans la base de données A). Dans l'exemple, il n'y a que trois classes représentées dans la bases B (B9, B12, B86). L'appariement est fait avec la classe dont la distance inter-barycentre est la plus petite, ici il s'agira de la classe B86.

La FIGURE 6.26 montre un schéma d'association après recherche du plus proche voisin. Une des classes de la base B se voit associée à deux classes de la base A. Il s'agit de la conséquence de l'absence d'émission au niveau de la structure CMOS symbolisée par l'inverseur. L'une des deux classes de la base A aura donc une distance d'association plus élevée que les autres.

4. **Analyse des distances d'appariement.** Les outils statistiques tels que l'histogramme ou les boîtes à moustaches peuvent être utilisés pour cette tâche. L'exemple de la FIGURE 6.27 montre l'histogramme des distances d'appariement sur un cas simulé. Dans celui-ci, une classe a été retirée d'une des bases de données. L'histogramme montre qu'il existe une classe pour laquelle sa distance d'association est bien supérieure aux autres. Il s'agit de la classe qui n'a pas d'équivalent dans la seconde base de données.

5. **Affichage des résultats.** Dans l'exemple schématisé en FIGURE 6.28, le groupe

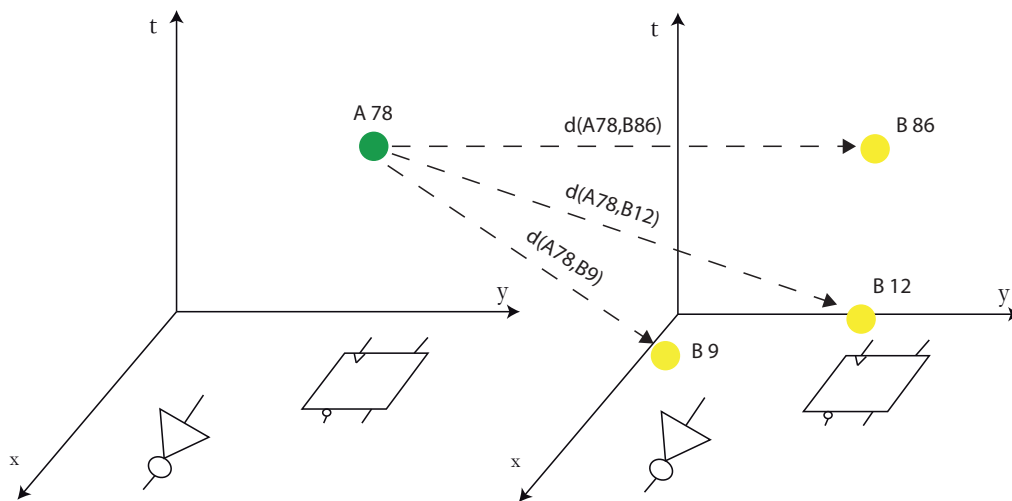


FIGURE 6.25 – Schéma explicatif de l'appariement de classes. 3 - Calcul des distances classe à classe et recherche du plus proche voisin.

de photons n'apparaissant que dans une base est isolé. L'analyse de ces propriétés (coordonnées du barycentre) permet de déduire que dans la base B, il n'y a pas eu d'émission au nœuds n et au vecteur de test v .

Concernant l'étape 3, si les scènes d'acquisition ne sont pas exactement les mêmes, un recalage spatial peut être nécessaire dans l'optique de ne pas fausser les calculs de distances. Cette question fut abordée dans [155]. L'étude a montré que l'estimation du déplacement par un modèle de transformée linéaire était applicable directement aux images TRI. Le processus se base sur une détection de point d'intérêt par SURF (Speeded-Up Robust Features) [156] et une estimation de la matrice de transformation par une méthode d'échantillonnage aléatoire type MSAC (M-estimator Sample Consensus) [157].

5.3/ APPLICATION À L'ANALYSE DE CIRCUITS

5.3.1/ PRÉSENTATION

La méthode est appliquée à l'analyse de séquence d'émission. Les deux bases de données test ont été acquises sur un microcontrôleur Microchip PIC 16F684. Cette étude est réalisée dans un contexte de minimum d'information : le schéma réel du circuit est inconnu, tout comme le contenu exact des séquences de test. Les hypothèses sont formulées à partir de différentes observations et analyses du circuit. L'acquisition est

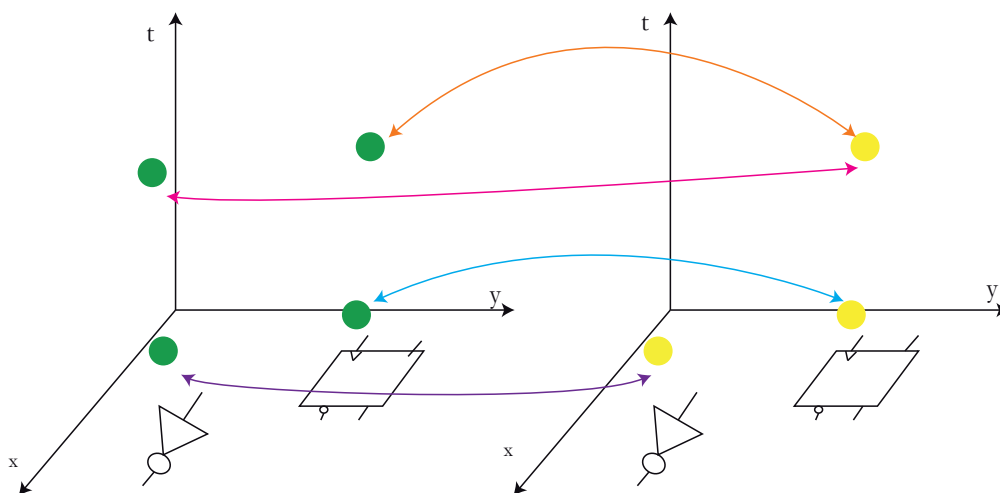


FIGURE 6.26 – Schéma explicatif de l'appariement de classes. 4 - Résultats.

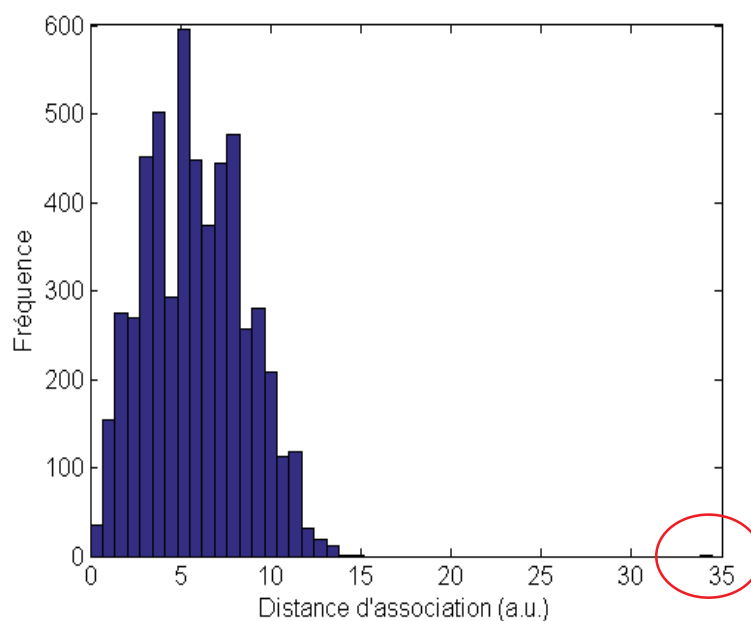


FIGURE 6.27 – Schéma explicatif de l'appariement de classes. 5 - Histogramme des distances d'appariement

réalisée sur le décodeur lignes avec l'objectif 20×. La séquence de test est une lecture de mots stockés à la même adresse dans la mémoire vive du circuit. Deux séquences de lecture sont utilisées. Il existe des transitions communes aux deux séquences et d'autres propres à chacune d'elles. La première dure $22 \mu s$ alors que la période de la seconde est de $24 \mu s$. La superposition de l'image TRI d'une des deux acquisitions sur l'image physique du composant est disponible en FIGURE 6.29. L'image de la FIGURE 6.30 montre

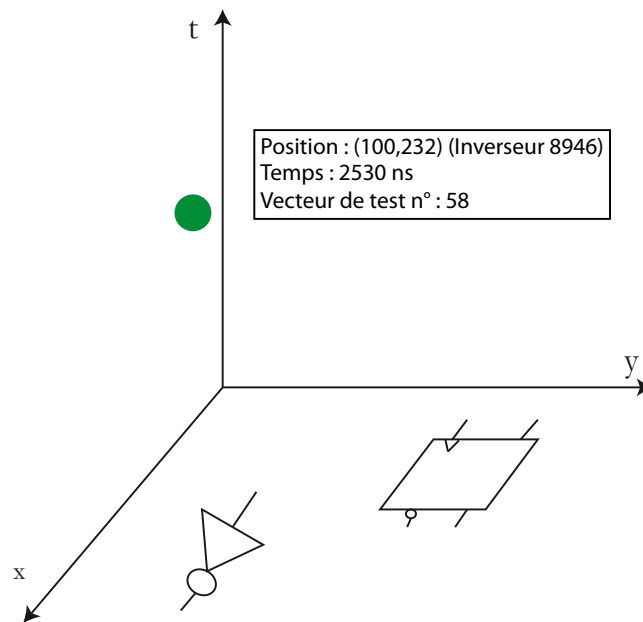


FIGURE 6.28 – Schéma explicatif de l'appariement de classes. 6 - Isolation de la classe sans équivalent.

la différence entre les images TRI de chaque base. Le fait que des pixels de hautes intensités soient visibles sur chacun des spots identifiables dans la FIGURE 6.29 souligne la non pertinence d'une approche statique (est entendu par ce terme la différence entre deux images TRI) pour ce type d'étude : les différences logiques interviennent pour chacun des nœuds. La prise en compte de l'information temporelle est obligatoire pour ce type d'étude.

5.3.2/ RÉSULTATS D'APPLICATIONS

Les scènes sont les mêmes d'une acquisition à l'autre, aucun recalage spatial n'est donc nécessaire. On applique l'algorithme DBSCAN avec le préclassement adaptatif présenté dans la section 4.3.1 de ce chapitre. Le même jeu de paramètres est utilisé pour les deux acquisitions. La limite d'association pour le préclassement est fixée à $\delta t = 100 \text{ ps}$, le nombre minimum de voisins est donné à $\mu = 4$ et le rayon de voisinage vaut $\varepsilon = 0.08 \text{ a.u.}$. Dans la première base de données, que nous nommerons A, ce sont 1791 classes qui ont été trouvées. Dans la seconde base, nommée B, l'algorithme a détecté 1609 classes. On donne en FIGURE 6.31 les photons restants dans les deux bases de données après classification. Les points bleus indiquent les positions des photons de la base A alors

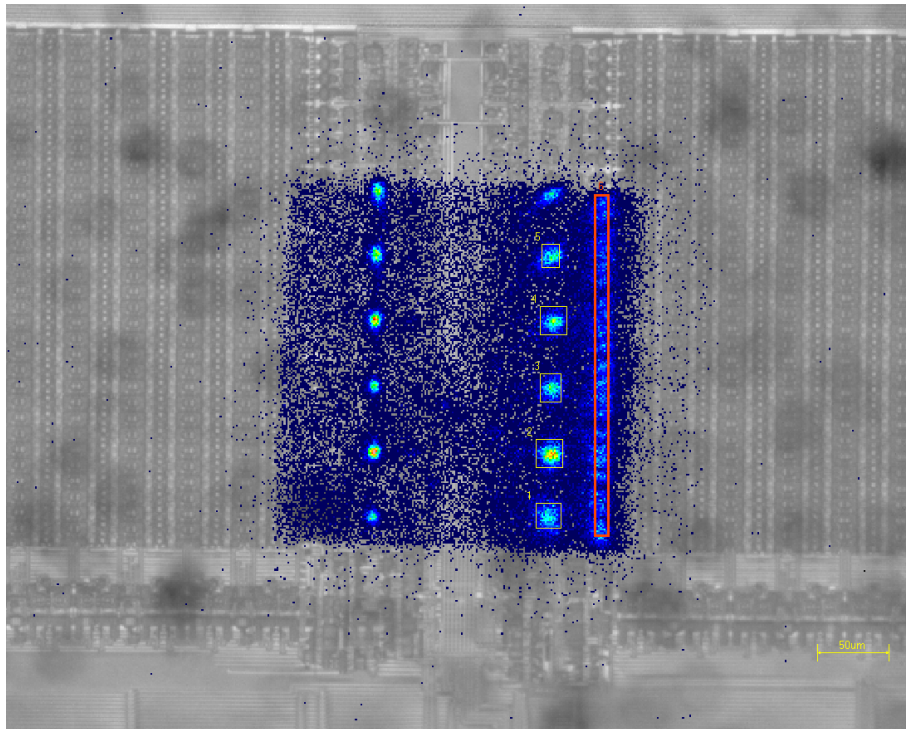


FIGURE 6.29 – Superposition de l'émission de lumière sur l'image du circuit par microscopie IR pour l'étude de RAM par appariement de classes. Acquisitions réalisées en 20× sur un microcontrôleur PIC16F684.

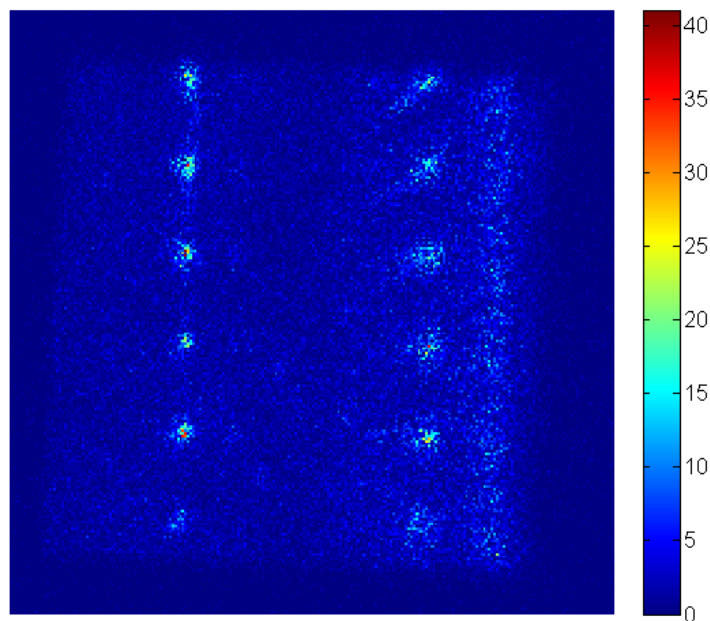


FIGURE 6.30 – Différence entre les deux images TRI des séquences de test pour la RAM du PIC16F684. L'intensité du pixel indique le nombre de photons de différence.

que les ronds rouges donnent les positions de ceux de la base B. On remarque qu'il existe effectivement des lieux et instants pour lesquels des groupes de photons bleus sont superposés aux photons représentés en rouge, alors qu'à d'autres instants, on ne distingue que des éléments d'une seule couleur.

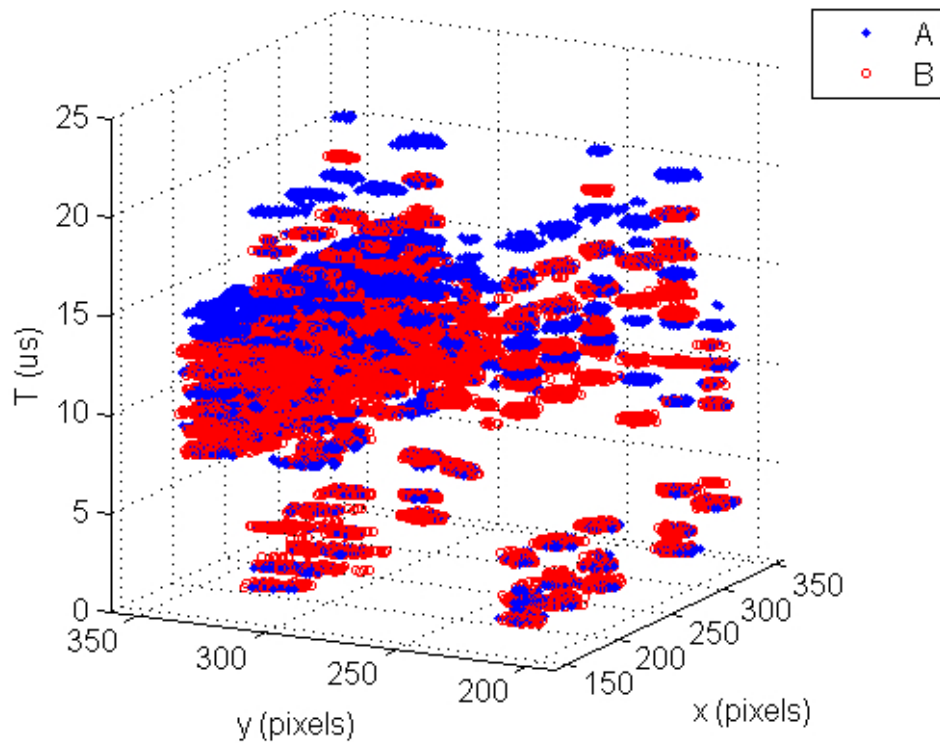


FIGURE 6.31 – Photons restants après classifications pour chacune des bases de données. En bleu, les photons de la base A et en rouge, ceux de la base B.

On applique la méthode d'appariement des classes aux résultats de la FIGURE 6.31. Comme il y a des événements propres à chaque base, les distances d'appariement sont à calculer et analyser pour chaque base de données. La première analyse, celle des distances d'association des classes de A vers B, renseigne sur les événements qui ne se produisent que dans A. La seconde, de B vers A, indique ceux qui n'apparaissent que dans B. Les histogrammes des distances d'appariement sont disponibles en FIGURE 6.32. Afin de simplifier la visualisation, les distances sont données en échelle logarithmique. Pour les deux bases de données, nous pouvons observer qu'il semble y avoir un vide au-delà de 10^4 a.u. On choisit cette première valeur comme seuil pour les deux. Les photons appartenant aux classes de A dont la distance d'appariement est supérieure à ce seuil sont données dans la FIGURE 6.33 (a) tandis que ceux de la base B sont donnés

en FIGURE 6.33 (b). On retrouve les classes isolées visibles dans la FIGURE 6.31. Ces résultats prouvent que le concept d'appariement de classes permet d'isoler des groupes de photons qui ne sont émis que dans une seule séquence de test, malgré un manque certain d'informations préalables.

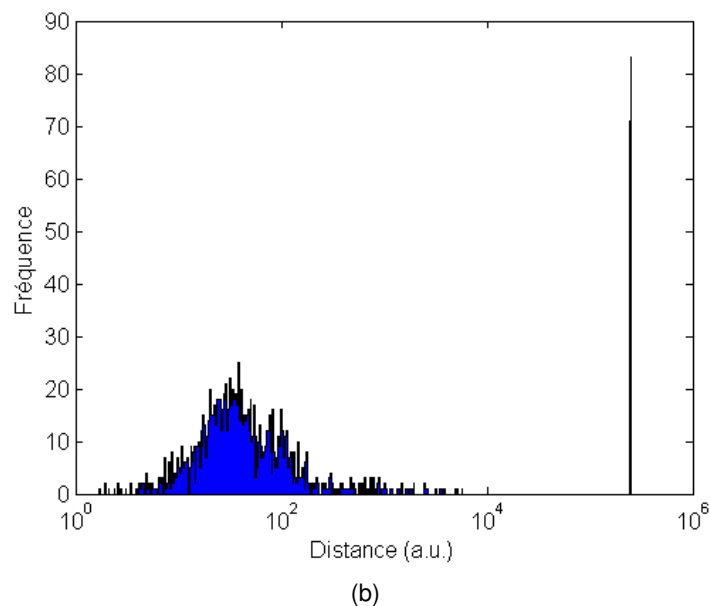
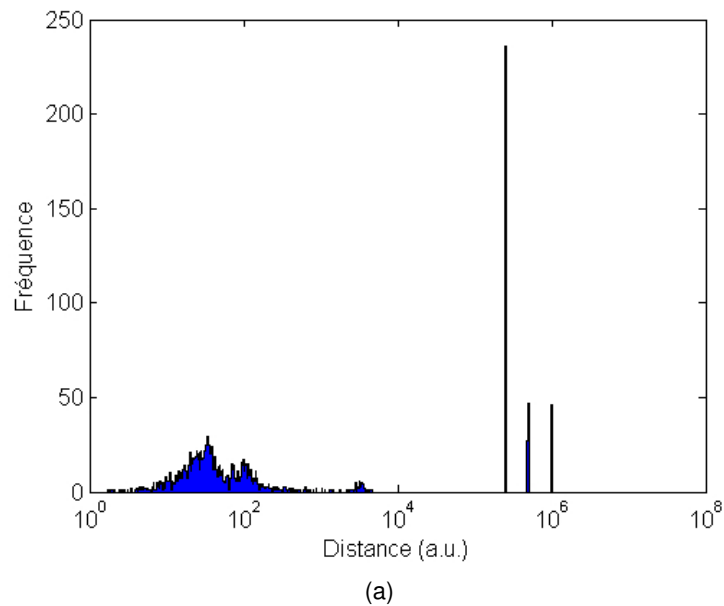
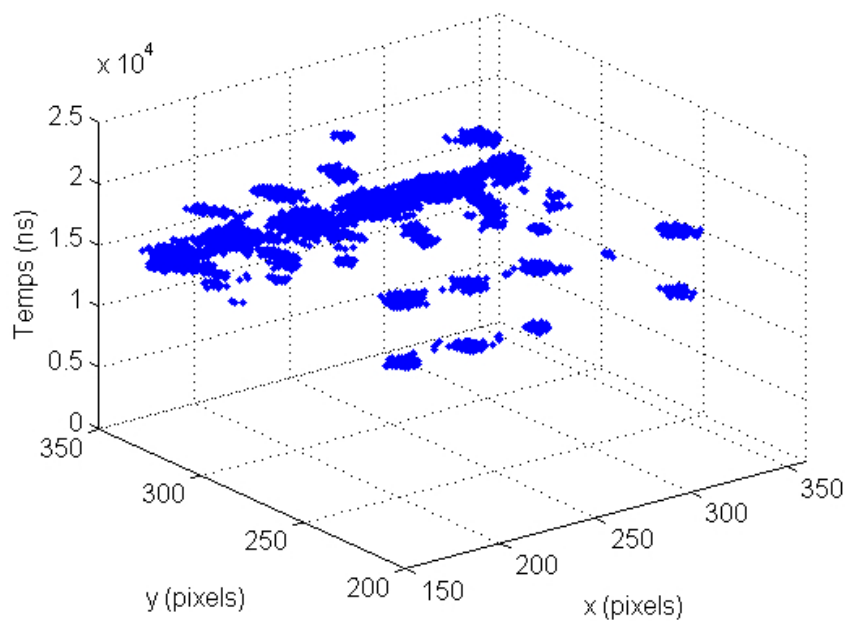
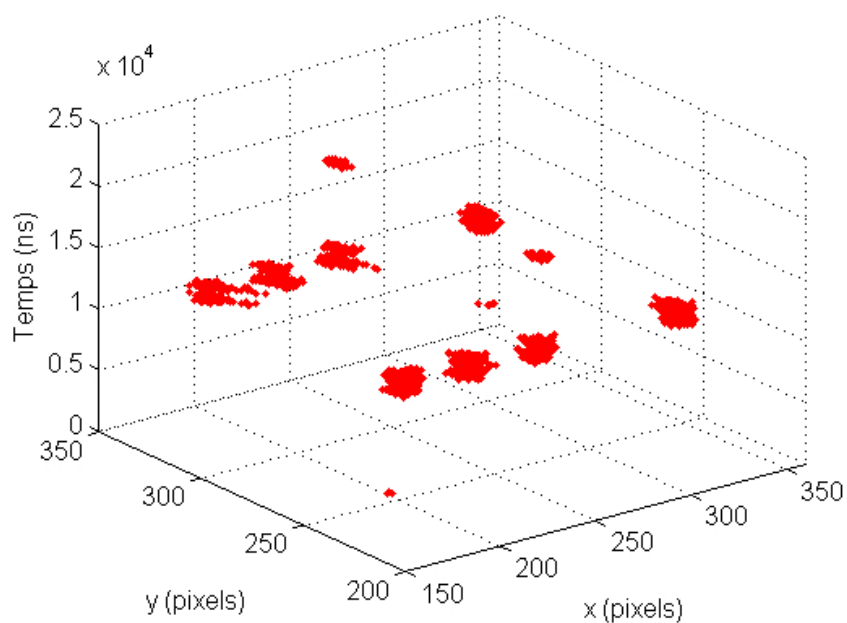


FIGURE 6.32 – Histogramme des distances d'appariement de A vers B (a) et B vers A (b). Représentation en échelle semi-logarithmique.



(a)



(b)

FIGURE 6.33 – Photons appartenant à des classes de distances d'appariement supérieures à 10^4 a.u., base A en (a) et base B en (b).

5.3.3/ DISCUSSION

Comme vu dans la présentation de ce cas d'étude, le contenu exact des séquences de test n'est pas connu, de même que le schéma du circuit. Il n'est donc pas possible pour cette application de quantifier la qualité des résultats. Suivant le jeu de paramètres choisi, un groupe de photons peut être détecté ou non. Si pour une certaine raison, le groupe détecté dans une base présente des propriétés à la limite de celles définies par les paramètres de la classification, rien ne garantit que l'événement équivalent dans la seconde base ne possède des propriétés légèrement en-dessous du seuil de détection. Cet événement sera donc détecté comme manquant alors qu'un jeu de paramètres moins restrictif aurait pu permettre de le détecter. La qualité des résultats de l'appariement de classes, et donc de l'analyse du circuit qui en découle, est conditionnée par celle de la classification. Néanmoins, à défaut de pouvoir prétendre être exhaustive, ce type d'approche permet de réduire le nombre de vecteur et de nœuds à investiguer. A l'heure de la très haute intégration et des séquences de test complexes, il s'agit d'un atout indéniable.

Le choix du seuil maximal d'appariement a aussi une influence sur l'isolation des classes. La FIGURE 6.34 est un extrait de la boîte à moustaches de la distribution des distances d'appariement de A vers B dans le cadre de l'application précédente. Les paramètres de définition des bornes sont les mêmes que ceux donnés en section 4.2.1 de ce chapitre. Encore une fois, si rien ne prouve ou suggère que la distribution des distances suit une loi

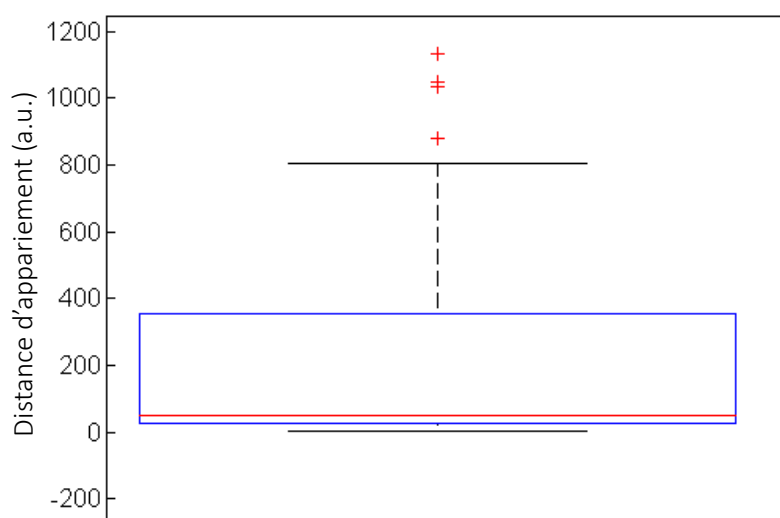


FIGURE 6.34 – Extrait de la boîte à moustaches des distances d'appariement des classes de A vers B.

normale, nous utilisons néanmoins ces valeurs comme point de départ de cette analyse. D'après la FIGURE 6.34, si les distances d'appariement sont considérées comme suivant une loi normale, toute valeur supérieure à 800 a.u. est considérée comme singulière. Les photons appartenant à ces classes sont isolés et reportés en FIGURE 6.35 (a). Afin d'étudier un possible recouvrement, c'est à dire la superposition de photons bleus et rouges, ce qui indiquerait un échec de la démarche, l'intégralité des photons restant après classification de la base B sont reportés en rouge. Sur cette vue globale, il semble qu'il y ait effectivement recouvrement. Dans le but d'observer plus finement les résultats, on procède à un agrandissement d'une portion de ces résultats. Celui-ci est donné en FIGURE 6.35 (b). Il existe des groupes rouges et bleus autour de la position (300,200) dont l'écart temporel est inférieur à 1 ns. Ces groupes ont été entourés en vert. Il s'agit de commutations voisines non discernables lors d'un affichage dans l'ensemble de l'espace de définition (FIGURE 6.35 (a)). La question est désormais de savoir s'il s'agit du même événement mais se produisant plus tard suite à une différence de fonctionnement du composant (et soumis à la qualité de la classification) ou si cette distance résulte d'une variation de la séquence de test et ces groupes représentent deux événements distincts. Comme la teneur exacte des séquences de test et le fonctionnement réel du circuit sont inconnus, il n'est pas possible de statuer en faveur d'une de ces deux hypothèses. La distance d'appariement est principalement due à la variable temps. Si ces groupes correspondent au même événement, alors ce résultat suggère que le processus peut aussi être utilisé pour analyser un retard de commutation.

6/ CONCLUSION

Les circuits intégrés à haute intégration peuvent générer une immense quantité de données en émission de lumière dynamique. Ce phénomène résulte de l'accroissement du nombre de nœuds actifs et de l'augmentation de la complexité des séquences de test. Si la différence de fonctionnement est non systématique et non localisée, une approche purement manuelle est non appropriée. Dans ce chapitre, de nouvelles méthodologies d'analyses assistées par ordinateur ont été proposées. Celles-ci sont basées sur l'étude des groupes de photons émis lors des commutations. Cette émission se traduit par une augmentation locale de la densité de photons dans l'espace 3D (x, y, t) . Cette pro-

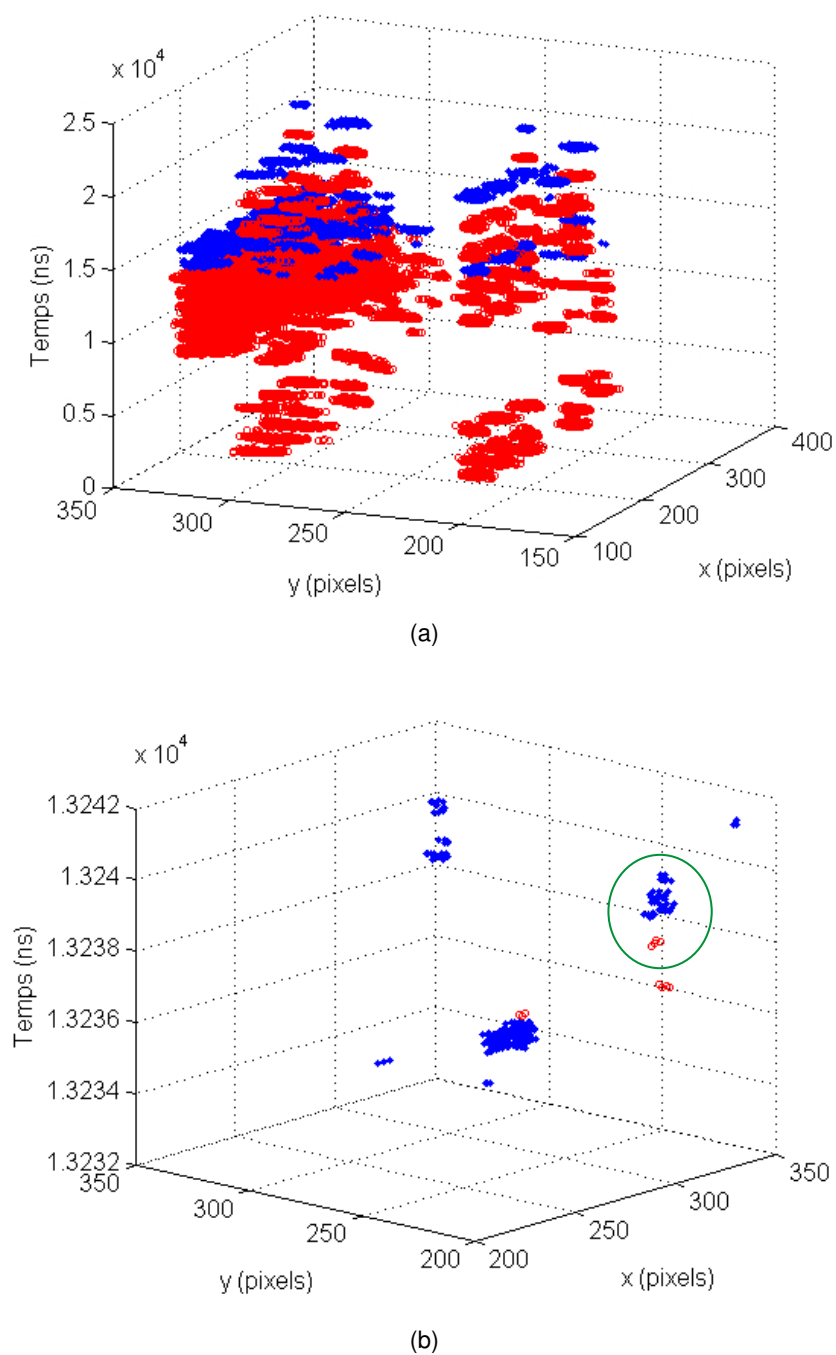


FIGURE 6.35 – En (a), groupes de photons de A de distances d'appariement supérieures à 800 a.u. et intégralité des photons de B après classification. En (b), agrandissement d'une portion où il semblait y avoir recouvrement.

priété fournit un critère de discrimination entre photons détectés lors d'une activité réelle du circuit et les autres. A partir de ce phénomène, deux nouvelles approches ont été développées pour l'analyse de ces circuits à très haute intégration :

- La première est une étude des propriétés de répartition de chacun des groupes. Ce processus ne requiert pas obligatoirement de référence pour effectuer une comparaison. Dans l'application, la manifestation du défaut a pu être isolée sans aucune analyse d'une base de données acquise à partir d'un composant de référence. Cette étude a été valorisée par une publication à la conférence internationale à comité de lecture IPFA de 2013 [158]
- La seconde vise à isoler les différences de fonctionnement logique. Autrement dit, il s'agit d'arriver à statuer s'il y a émission aux mêmes instants et endroits dans deux bases de données différentes. Cette méthodologie et les résultats d'applications présentés dans ce chapitre ont fait l'objet d'un article pour la conférence IPFA de 2014 [159]. À noter que l'étude portant sur la correction spatiale des bases de données pour une comparaison a aussi été détaillée dans un article soutenu à cette conférence [155].

L'identification des groupes de photons est l'élément central de ces deux approches. Dans ce chapitre, nous avons principalement considéré les algorithmes de classification par densité pour réaliser cette tâche, et plus particulièrement l'algorithme DBSCAN. Du fait de la quantité de données à analyser, une étude de préclassement est obligatoire. La variable temps est hautement discriminative puisque deux photons émis à des instants de commutation différents ne peuvent appartenir au même groupe. Celle-ci est donc utilisée pour créer les préclasses. Si dans un premier temps, un préclassement de dimension fixe a été considéré, la variabilité des circuits rencontrés nécessite une méthode adaptative. De plus cette dernière permet, après normalisation des données, de réduire l'impact du bruit impulsif dans les résultats de la classification.

Si diverses applications sur cas réels ont montré l'intérêt des concepts de ces deux nouvelles approches, il est apparu que l'étape de classification est essentielle. De ses résultats dépendront la qualité et le crédit à accorder aux analyses subséquentes. Pour l'heure, le choix des paramètres reste délicat et il n'existe aucun consensus autour d'une méthode de définition robuste et indépendante du contexte. D'un autre côté, les définitions utilisées par les méthodes de classification par densité requièrent de définir

les propriétés du signal et du bruit. Naturellement, celles-ci dépendent du contexte. En conséquence, une méthodologie purement automatique, indépendante de l'application, n'est pas vraiment envisageable et l'estimation des paramètres par un opérateur humain, après observation d'un échantillon des données, est la meilleure alternative à l'heure actuelle.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

CONCLUSION

L'étape de localisation de défauts est la plus critique du processus d'analyse de défaillance. Ce constat est d'autant plus vrai sur les circuits à très haute intégration. L'émission de lumière dynamique possède un certain nombre de qualités qui la rendent particulièrement adaptée à cette tâche pour des circuits logiques CMOS. Toutefois, l'augmentation du nombre de sources d'émission par zone d'acquisition, suite au progrès d'intégration sur les technologies ultimes, vient complexifier l'analyse des données acquises par cette technique. La quantité de données à analyser peut être extrêmement conséquente et des rapports signal sur bruit non optimaux ainsi que des limitations en résolution spatiale augmentent l'incertitude sur l'observation. Obtenir des résultats par une approche purement manuelle peut s'avérer délicat dans ce contexte.

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire ont eu pour objectif d'explorer les possibilités offertes par un traitement post-acquisition, afin d'assister l'expert dans l'exploitation de ces données et arriver à identifier comment se manifeste le défaut en émission dynamique. A cette fin, nous avons proposé deux nouvelles approches. La première est un traitement séquentiel où l'on cherche d'abord à identifier les sources d'émission par traitement d'image. Ensuite, on étudie la variation en fonction du temps des signaux optiques associés à chacune de ces sources pour en extraire une information sur l'activité locale. La seconde approche se base sur des méthodes de statistique exploratoire. L'idée est d'exploiter l'augmentation locale de la densité de photons dans l'espace (x,y,t) lorsqu'il y a une commutation, afin d'identifier les photons liés à celle-ci. Une fois cette tâche accomplie, on étudie les propriétés de ces classes ou alors on compare leurs présence ou absence par rapport à une référence afin de déterminer les lieux et instants où le composant sous test a eu un comportement anormal.

Concernant l'approche séquentielle, l'utilisation d'un processus itératif de seuillage s'est montré pertinente pour extraire des sources d'intensités variables. La qualité des résultats

est toutefois conditionnée par les étapes suivantes de traitement, comme les opérations de morphologie mathématique. De plus le choix du nombre d'itérations à garder après seuillage reste manuel pour l'heure, et par conséquent soumis à la subjectivité de l'opérateur. Néanmoins, la similarité du point de vue fréquentiel entre les itérations de bruit après seuillage, permet d'envisager l'utilisation d'une méthode de classement supervisé. Celle-ci pourrait être entraînée à partir d'un jeu fourni par l'expert.

Pour la deuxième étape de cette approche séquentielle, nous nous sommes concentrés sur la détermination automatique de la fréquence d'émission dans le cas d'activité périodique de type horloge. Deux méthodes d'estimation ont été étudiées. Dans la première, qualifiée de supervisée, le maximum d'intercorrélation du signal étudié avec des signaux déterministes harmoniquement riches renseigne sur la fréquence dominante. Dans la seconde, l'autocorrélation des coefficients de la transformée en ondelettes d'une échelle de représentation est utilisé pour déterminer la période.

Les résultats d'application ont montré que la première méthode donnait des résultats justes mais qu'elle nécessite d'identifier correctement les sources d'émission. De plus, cette méthode trouvera forcément une valeur. Autrement dit, une fréquence non renseignée par l'opérateur ne peut être détectée. La méthode basée sur une transformée par ondelettes s'est montrée moins robuste sur les cas d'application. Il s'est avéré que le choix de l'échelle optimale est variable d'un signal à l'autre et que, même dans l'hypothèse où il existe une procédure d'adaptation automatique de celle-ci, il est possible que les 100 % de détection correcte ne soient atteints. Nous avons cependant présenté quelques résultats d'une alternative basée cette fois sur une méthode de classification spectrale. Plus précisément, il s'agit d'employer une méthode de réduction de dimensions type analyse en composante principale et d'appliquer ensuite une méthode de classification non supervisée pour regrouper les signaux suivant leur similarité dans ce sous-espace de projection. Ces opérations sont effectuées sur les représentations dans l'espace de Fourier des signaux, afin de s'affranchir des éventuels décalages temporels engendrés par la nature combinatoire du circuit analysé. Les résultats suggèrent que cette approche est prometteuse pour un contexte d'application "aveugle".

L'application pixel par pixel de la méthode supervisée d'estimation de fréquence aux signaux optiques a révélé une des faiblesses de l'approche séquentielle. Dans une région identifiée comme source par le traitement d'images, il est possible que des sources à

surface restreinte soient liées à une activité électrique différente de celle qui l'entoure. Cela montre aussi qu'une simple analyse d'intensité des nœuds ne peut permettre d'en identifier l'intégralité avec précision et que l'affranchissement des limites de résolution spatiale du système passe par une exploitation spatio-temporelle des données.

Dans le cas de l'analyse par statistique exploratoire, au vu du phénomène étudié et des résultats d'application, les algorithmes de classification par densité semblent être adaptés pour l'identification des groupes de photons résultant de l'activité du circuit. La question du choix des paramètres reste cependant ouverte et pour l'heure, nécessite que l'opérateur définisse les propriétés des individus que l'algorithme identifiera comme signal. D'un point de vue pratique, un préclassement permet de minimiser les risques de débordement mémoire. Dans le cas d'un préclassement adaptatif, les résultats d'application suggèrent aussi que celui-ci permet de s'affranchir des problèmes d'augmentation de l'intensité du bruit lorsqu'il y a commutation et émission de photons.

A partir de la classification, les méthodes d'analyse et d'appariement des classes proposées dans ce manuscrit ont montré leur capacité à identifier les groupes de photons liés à un défaut ou extraire les différences de comportement logiques. Il est néanmoins primordial de rappeler que les résultats de ces analyses dépendent de la qualité de la classification. Celle-ci est liée au choix des paramètres, il s'agit donc d'une tâche non triviale. De plus, au vue de l'origine des données étudiées, nous pouvons nous attendre à ce qu'il y ait plusieurs densités de photons et la problématique de détecter l'intégralité des groupes de photons malgré ce phénomène n'a pas été adressée dans ce manuscrit.

Au delà de l'aspect traitement, afin de valider ces différents développements et d'en tirer les conclusions subséquentes, il a été nécessaire d'acquérir des données réelles. Cette tâche a été réalisée sur différents circuits, à l'aide du système TriPHEMOS disponible au centre spatial toulousain du CNES. Ce travail expérimental constitue un autre aspect de ces travaux de recherche et une grande partie des acquisitions utilisées dans ce manuscrit ont été effectuées dans ce cadre.

En conclusion, l'ensemble des méthodes d'analyses présentées dans ce mémoire a montré qu'il est évident qu'un traitement post-acquisition des signaux acquis par émission de lumière dynamique permet de répondre aux différentes questions et problématiques posées par l'analyse de circuit à très haute intégration. La complexité peut être adressée par la possibilité de réaliser des synthèses spatiales de paramètres dépendants du temps

ou alors, pour une analyse plus fine, par l'utilisation d'outils de statistique exploratoire, tout en contournant partiellement les contraintes que représentent le bruit ou le manque de résolution.

PERSPECTIVES

L'étude bibliographique présentée dans le chapitre 3 a montré que la problématique du traitement post-acquisition pour l'émission de lumière dynamique, dans un contexte d'étude de circuits à très haute intégration, n'est que peu adressée dans la littérature scientifique et technique. Ce constat suggère un grand nombre potentiel de perspectives puisqu'il reste énormément d'outils et méthodes propres au traitement du signal à mettre œuvre pour différents objectifs, afin d'aider l'expert dans la formulation d'un diagnostic toujours plus précis. Ainsi, la question de l'amélioration de la résolution spatiale des acquisitions TRI n'a pas été abordée dans ce manuscrit. Les méthodes d'analyse et estimation multifractale pourraient, par exemple, constituer une piste intéressante pour cet axe de recherche. Comme vu dans le chapitre 3, l'utilisation de la dimension temps, couplé à une maîtrise des séquences de test, commence à être exploitée pour stimuler séparément différents nœuds et les identifier spatialement plus précisément. D'un certain point de vue, l'application de méthodes de classification rapportée dans le chapitre 6 permet d'identifier des activités différentes par regroupement des photons. Si l'on considère un groupe de portes proches émettant de façon simultanée à l'instant t et qu'à l'instant $t + 1$, seule une partie d'entre eux émet. Les classes de photons n'auront pas la même répartition spatiale. Cette information, et d'une façon plus générale les résultats de la classification, pourraient donc être exploités dans une optique d'amélioration de la résolution spatiale.

Dans plusieurs chapitres dédiés aux développements réalisés dans le cadre de cette thèse, différentes perspectives propres à l'extraction d'une information ont été données. Il s'agissait, entre autres, de classer automatiquement les résultats de l'opération de seuillage itératif ou encore d'identifier de façon assistée des formes d'onde optique similaires. Ces études ne sont qu'à l'état embryonnaire et nécessitent plus d'applications sur des cas réels pour parvenir à conclure quant à leur pertinence et robustesse dans ce contexte d'application. Néanmoins, les résultats préliminaires s'avèrent encourageants.

En marge de l'émission de lumière dynamique, nous nous sommes aussi intéressés de façon moins intensive au traitement du signal pour d'autres méthodes de localisation de défauts comme le sondage laser, ou à tâches marginales comme l'optimisation de la netteté en microscopie infrarouge. Cette étape est importante pour assurer un bon rapport

signal sur bruit des observations acquises par techniques optiques. Ces travaux annexes ont été présentés dans un article à paraître du journal indexé *Microelectronic Reliability*. Cette reconnaissance montre un intérêt certain de la communauté de l'analyse de défaillance des circuits intégrés pour les traitements post-acquisition et que les champs d'application dans ce contexte sont nombreux.

Pour l'intégralité des travaux rapportés dans ce manuscrit, nous nous sommes placés dans un contexte où peu de connaissances préalables sont disponibles. Lors de l'étude de méthodes de seuillage, nous avons vu qu'il est possible d'optimiser les résultats en combinant une approche globale et locale. De même, dans l'étude de comparaison fréquentielle, l'exploitation des résultats de segmentation sur deux acquisitions différentes a permis d'améliorer la définition des régions et de limiter les fusions de sources adjacentes. Il semble y avoir un réel intérêt à multiplier à la fois les traitements mais aussi les observations pour optimiser l'estimation dans un contexte d'analyse avec peu d'informations. Concernant l'étape de classification en analyse statistique, il existe des méthodes basées sur la combinaisons de plusieurs algorithmes, dans l'optique d'en améliorer la qualité. Ces méthodes sont désignées par *consensus clustering* ou *clustering ensemble* dans la littérature anglo-saxonne. Ces algorithmes n'ont pu être abordés par manque de temps mais il y a fort à parier qu'ils pourraient apporter un gain réel aux analyses développées dans ce mémoire et notamment à la difficulté du choix des paramètres.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté plusieurs outils de localisation et caractérisation de défauts sans contact. Chacun est fondé sur un phénomène physique différent et si l'on rencontre des cas où il n'y en a qu'un seul qui peut convenir à l'extraction de l'information souhaitée, il existe aussi un certain domaine de recouvrement entre application. L'exemple du sondage laser et de l'émission de lumière dynamique en est une illustration. Le premier s'est avéré particulièrement adapté pour l'étude basse fréquence de parties analogiques d'un circuit à haute intégration alors que l'émission de lumière convenait mieux à l'étude logique haute fréquence.

En définitive, la combinaison d'outils d'analyse, des méthodes de traitements ainsi que le recoupement des informations extraites par ces différents moyens sur une variété d'observations est la voie la plus prometteuse pour l'étude des circuits complexes de technologies ultimes.

PRODUCTION SCIENTIFIQUE

REVUES INTERNATIONALES INDEXÉES

S. Chef, B. Billiot, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Pattern image enhancement by extended depth of field, *Microelectronics Reliability*, Elsevier, 54 : 2099-2104, 2014.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Frequency mapping in dynamic light emission with wavelet transform, *Microelectronics Reliability*, Elsevier, 53 : 1387-1392, 2013.

CONFÉRENCES INTERNATIONALES À COMITÉ DE LECTURE

A. Boscaro, S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Automatic emission spots identification in Time Resolved Imaging by research of local maxima, *Proceedings of the 40th International Symposium for Test and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 331-335, 2014.

S. Chef, S. Jacquir, P. Perdu, K. Sanchez & S. Binczak, Spatial correction in dynamic photon emission by affine transformation matrix estimation, *Proceedings of the 21st IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 122-126, 2014.

S. Chef, S. Jacquir, P. Perdu, K. Sanchez & S. Binczak, Cluster matching in Time Resolved Imaging for VLSI analysis, *Proceedings of the 21st IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 383-386, 2014.

S. Chef, P. Perdu, G. Bascoul, S. Jacquir, K. Sanchez & S. Binczak, New statistical post processing approach for precise fault and defect localization in TRI database acquired on complex VLSI, *Proceedings of the 20th IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 136-141, 2013.

P. Perdu, G. Bascoul, S. Chef, G. Celi & K. Sanchez, Optical probing (EOFM/TRI) : A large set of complementary applications for ultimate VLSI, *Proceedings of the 20th IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 119-126, 2013.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Filtering and emission area identification in the Time Resolved Imaging data, *Proceedings of the 38th International Symposium for Test and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 264-272, 2012.

CONFÉRENCES NATIONALES À COMITÉ DE LECTURE

(A paraître) P. Perdu, S. Chef, G. Bascoul, K. Sanchez & K. Melendez, Internal Contactless Testing of SoC : Dynamic Optical Techniques challenges and emerging solutions, *Neuvième Colloque du GDR SOC-SiP*, 2014.

ATELIERS INTERNATIONAUX SANS COMITÉ DE LECTURE

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Time Resolved Imaging database post processing, *CCT MCE R&T Day on Defect Localization*, 7 Octobre 2014, Toulouse, France

ATELIERS NATIONAUX SANS COMITÉ DE LECTURE

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Traitement des données issues de l'émission de lumière pour la localisation de défauts dans les circuit intégrés, *Journées Scientifique Pluridisciplinaire : Traitements statistiques des données spatiales*, 26 Septembre 2014, Université de Bourgogne, Dijon.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Semi-automatic image processing for static and dynamic photon emission, *13^{ième} Atelier de l'ANADEF*, 5-8 Juin 2012, Seignosse.

AUTRES VALORISATIONS ET COMMUNICATIONS

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak Microcontroller Analysis, Présentation à Renesas Electronic Corporation, 12 Avril 2013, Tokyo, Japon.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Statistical Analysis of TriD Database - Update, applications and perspectives et Image processing for dynamic photon emission - Spatial correction and image enhancement, *Présentation à Hamamatsu Photonics*, 5 Février 2014, Hamamatsu, Japon.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Imagerie dynamique des circuits intégrés par analyse du champ électrique, *Journées de l'université autrement*, 9 Janvier 2014, Dijon, France.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Imagerie dynamique des circuits intégrés par analyse du champ électrique, *Journées des Jeunes Chercheurs CNES*, 7-9 Octobre 2013, Toulouse, France.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Statistical Analysis of TRI Data, *Présentation à Renesas Electronic Corporation*, 12 Avril 2013, Tokyo, Japon.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Statistical Analysis of TRI Data et Frequency Mapping with CWT, *Présentation à Hamamatsu Photonics*, 9 Avril 2013, Hamamatsu, Japon.

S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu & S. Binczak, Analyse statistique en émission de lumière dynamique, *Communication au groupe de travail Test Laser Dynamique (TLD) de l'ANADEF*, 13 Février 2013, ST Microelectronics, Grenoble, France.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] G.K. Celler and S. Cristoloveanu. Frontiers of silicon-on-insulator. *Journal of Applied Physics*, 93(9) :4955–4978, 2003.
- [2] J.P Reynard, C Verove, E Sabouret, P Motte, B Descouts, C Chaton, J Michailos, and K Barla. Integration of fluorine-doped silicon oxide in copper pilot line for 0.12- μm technology. *Microelectronic Engineering*, 60(1-2) :113 – 118, 2002. Materials for Advanced Metallization.
- [3] R. Chau, S. Datta, M. Doczy, B. Doyle, J. Kavalieros, and M. Metz. High- κ /metal-gate stack and its MOSFET characteristics. *IEEE Electron Device Letters*, 25(6) :408–410, June 2004.
- [4] D. Hisamoto, W. C. Lee, J. Kedzierski, E. Anderson, H. Takeuchi, K. Asano, T.J. King, J. Bokor, and C. Hu. A folded-channel MOSFET for deep-sub-tenth micron era. *IEDM Tech. Dig*, 1998 :1032–1034, 1998.
- [5] J. Di-Battista, J.C. Courrege, B. Rouzeyre, L. Torres, and P. Perdu. When failure analysis meets side-channel attacks. In *Cryptographic Hardware and Embedded Systems, CHES 2010*, pages 188–202. Springer, 2010.
- [6] Z. Song, F. Beaudoin, S. Lucarini, J. Sylvestri, L. Safran, M. Villallobos, and R. Oldrey. Failure analysis of sram logic type failure. In ASM International, editor, *Conference Proceedings from the 39th International Symposium for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, volume 39, pages 105–110, San Jose, California, USA, November 2013.
- [7] K. Baker and Jos van Beers. Shmoo plotting : The black art of IC testing. In *Proceedings of the International Test Conference (ITC)*, pages 932–933, Washington, DC, October 1996.
- [8] S. Sunter. An overview of integrated circuit testing methods. *Microelectronics Failure Analysis Desk Reference*, Sixth edition, pages 190–198, 2011.
- [9] L.A. Knauss, S.I. Woods, and A. Orozco. Current imaging using magnetic field sensors. In *Microelectronics Failure Analysis Desk Reference*, chapter Section 5 : Defect Localization Techniques, pages 301–309. ASM International, sixth edition, 2011.
- [10] D.P. Vallett, D. A. Bader, V. V. Talanov, J. Gaudestad, N. Gagliolo, and A. Orozco. Localization of dead open in solder bump by space domain reflectometry. In *Proceedings of 38th International Symposium for Testing and Failure Analysis Of Integrated Circuit (ISTFA)*, 2012.
- [11] J. Hiatt. A method of detecting hot spots on semiconductors using liquid crystals. In *Proceedings of the 19th International Reliability Physics Symposium (IRPS)*, pages 130–133, April 1981.
- [12] P. Kolodner and J. A. Tyson. Microscopic fluorescent imaging of surface temperature profiles with 0.01 μm resolution. *Applied Physics Letters*, 40(9) :782–784, 1982.

- [13] O. Breitenstein, C. Schmidt, F. Altmann, and D. Karg. Thermal failure analysis by IR lock-in thermography. In *Microelectronics Failure Analysis Desk Reference*, chapter Section 5 : Localization Techniques, pages 330–339. ASM International, sixth edition, 2011.
- [14] E. Menzel and E. Kubalek. Fundamentals of electron beam testing of integrated circuits. *Scanning*, 5(3) :103–122, 1983.
- [15] D.P. Vallett and J.M. Soden. Finding fault with deep-submicron ICs. *Spectrum, IEEE*, 34(10) :39–50, Oct 1997.
- [16] R.A. Soref and B.R. Bennett. Electrooptical effects in silicon. *Quantum Electronics, IEEE Journal of*, 23(1) :123–129, 1987.
- [17] R. Oldenbourg and M. Shribak. *Handbooks of Optics - Volume I : Geometrical and Physical Optics, Polarized Light, Components and Instruments*, volume I, chapter XXVIII - Microscopes, page 28.49. McGrawHill, 3rd edition, 2010.
- [18] Marvin Minsky. Microscopy apparatus, December 19 1961. US Patent 3,013,467.
- [19] C.T. Amos and C.E. Stephens. A technique for real time examination of sub-surface ESP/EOS damage in integrated circuits. In *Electrical Overstress-Electrostatic Discharge Symposium Proceedings*, page 163. ESD Association, 1985.
- [20] J. Brown, P. K. Footner, and B. P. Richards. Failure analysis of plastic encapsulated components - the advantages of IR microscopy. *Journal of Microscopy*, 148(2) :179–194, 1987.
- [21] A. Trigg. Applications of infrared microscopy to ic and mems packaging. *Electronics Packaging Manufacturing, IEEE Transactions on*, 26(3) :232–238, July 2003.
- [22] K.S. Wills, T. Lewis, G. Billus, and H. Hoang. Optical beam induced current applications for failure analysis of vlsi devices. In ASM International, editor, *Proceedings of the 16th International Symposium for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 21–26, Los Angeles, CA, USA, October-November 1990.
- [23] Kiyoshi Nikawa, Chika Matsumoto, and Shoji Inoue. Novel method for defect detection in al stripes by means of laser beam heating and detection of changes in electrical resistance. *Japanese Journal of Applied Physics*, 34(Part 1, No. 5A) :2260–2265, 1995.
- [24] Jr. Cole, E.I., J.M. Soden, J.L. Rife, Daniel L. Barton, and C.L. Henderson. Novel failure analysis techniques using photon probing with a scanning optical microscope. In *Proceedings of the 32nd Annual IEEE International Reliability Physics Symposium*, pages 388–398, April 1994.
- [25] L.V. Keldish. Behavior of non-metallic crystals in strong electric ffield. *Soviet Physics JETP*, 6(33) :763–770, April 1958.
- [26] T. Parrassin, G. Celi, S. Dudit, M. Vallet, A. Reverdy, P. Perdu, and D. Lewis. Laser voltage imaging and its derivatives, efficient techniques to address defect on 28 nm technology. In *Conference Proceedings from the 39th International Symposium for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, 2013.
- [27] Y. S. Ng, T. Lundquist, D. Skvortsov, J. Liao, S. Kasapi, and H. Marks. Laser Voltage Imaging : A new perspective of Laser Voltage Probing. In ASM International, editor, *Proceedings of the 36th International Symposium for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 5–13, Addition, Texas, USA, November 2010.

- [28] U. Kindereit. *Investigation of laser-beam modulation induced by the operation of electronic devices*. Thèse de doctorat, Berlin University of Technology, 2009.
- [29] G. Celi, S. Dudit, T. Parrassin, P. Perdu, A. Reverdy, D. Lewis, and M. Vallet. LVI detection on passive structure in advance CMOS technology : New opportunities for device analysis. *Microelectronics Reliability*, 51(9–11) :1662 – 1667, 2011.
- [30] U. Kindereit, C. Boit, U. Kerst, S. Kasapi, R. Ispasoiu, R. Ng, and W. Lo. Comparison of laser voltage probing and mapping results in oversized and minimum size devices of 120nm and 65nm technology. *Microelectronics Reliability*, 48(8) :1322–1326, 2008.
- [31] H. K. Heinrich, D. M. Bloom, and B.R. Hemenway. Noninvasive sheet charge density probe for integrated silicon devices. *Applied Physics Letters*, 48(16) :1066–1068, 1986.
- [32] Wai Mun Yee, Mario Paniccia, Travis Eiles, and Valluri Rao. Laser voltage probe (lvp) : a novel optical probing technology for flip-chip packaged microprocessors. In *Proceedings of the 7th International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits, 1999.*, pages 15–20. IEEE, 1999.
- [33] L.S. Koh, H. Marks, C.M. Ross, L.K .and Chua, and J.C.H. Phang. Laser timing probe with frequency mapping for locating signal maxima. In *Proceeding of the 35th International Symposium for the Testing and Failure Analysis of Integrated Circuits (ISTFA)*, pages 33–37, 2009.
- [34] Henry Mathieu. *Physique des semiconducteurs et des composants électroniques*, chapter Composants optoélectroniques, pages 419–512. Dunod, 2004.
- [35] J. Bude, N. Sano, and A. Yoshii. Hot-carrier luminescence in Si. *Physical Review B*, 45(11) :5848–5856, 1992.
- [36] A.L. Lacaita, F. Zappa, S. Bigliardi, and M. Manfredi. On the Bremsstrahlung origin of hot-carrier-induced photons in silicon devices. *Electron Devices, IEEE Transactions on*, 40(3) :577–582, 1993.
- [37] S. Villa, A. L. Lacaita, and A. Pacelli. Photon emission from hot electrons in silicon. *Phys. Rev. B*, 52 :10993–10999, Oct 1995.
- [38] C. Boit. Fundamentals of photon emission (PEM) in silicon - electroluminescence for analysis of electron circuit and device functionality. In *Microelectronics Failure Analysis Desk Reference*, chapter Section 5 : Localization Techniques, pages 279–291. ASM International, sixth edition, 2011.
- [39] W. Hourani. *Caractérisation des courants de fuite à l'échelle nanométrique dans les couches ultra-minces d'oxydes pour la microélectronique*. Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2011.
- [40] M.T. Bohr, R.S. Chau, T. Ghani, and K. Mistry. The high-k solution. *IEEE Spectrum*, 44(10) :29–35, 2007.
- [41] M. Muchitiello, F. Corsi, M. Stucchi, E. Zanoni, and C. Canali. Analytical techniques for localization and sensitivity analysis of latch-up in cmos ic's. *Microelectronic Engineering*, 10 :11–39, 1989.
- [42] N. Khurana. Pulsed infra-red microscopy for debugging latch-up on cmos products. In *Reliability Physics Symposium, 1984. 22nd Annual*, pages 122–127, April 1984.

- [43] C. Canali, F. Corsi, E. Zanoni, and M. Muschitiello. Correlation between anomalous latch-up I/V characteristics and observation of current distribution by IR microscopy in CMOS ICs. *Electronics Letters*, 24(4) :204–205, Feb 1988.
- [44] N. Tsutsu, Y. Uraoka, Y. Nakata, S. Akiyama, and H. Esaki. New detection method of hot-carrier degradation using photon spectrum analysis of weak luminescence on cmos vlsi. In *Microelectronic Test Structures, 1990. ICMTS 1990. Proceedings of the 1990 International Conference on*, pages 143–148, March 1990.
- [45] H. Ishizuka, M. Tanaka, H. Konishi, and H. Ishida. Advanced method of failure analysis using photon spectrum of emission microscopy. In *Proc. Int. Symp. Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 13–19, 1990.
- [46] J. Kölzer, C. Boit, A. Dallmann, G. Deboy, J. Otto, and D. Weinmann. Quantitative emission microscopy. *Journal of Applied Physics*, 71 :R23–R41, 1992.
- [47] Thierry Parrassin, Philippe Larre, Sylvain Dudit, Michel Vallet, and Antoine Reverdy. From EBT to LVP, from 130 nm to 28 nm node, internal timing characterization evolution. In *Conference Proceedings from the 38th International Symposium for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 232–238. ASM International, 2012.
- [48] J. Fine, C.D. Young, C. Hobbs, G. Bersuker, T. Lundquist, and C.-C. Tsao. Optical probing of FinFETs. In *Proceedings of the 20th IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis Of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 28–31, Shangri-La Hotel, Suzhou, China, 15-19 July 2013. IEEE.
- [49] A. Glowacki, C. Pagano, C Boit, Y. Yokoyama, and A. Jankowski. Photon emission spectra through silicon of various thickness. In ASM International, editor, *Proceedings of the 37th International Symposium for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 164–169, 2011.
- [50] G. Faggion, P. Sardin, S. Dudit, M. Vallet, H. Deslandes, J. P. Roux, H. Koike, and T. Kuki. Effect of IC geometry shrink on photon emission spectrum. In *LSI Testing Symposium*, 2007.
- [51] U. Kindereit, A.J. Weger, F. Stellari, Peilin Song, H. Deslandes, T. Lundquist, and P. Sabbineni. Near-infrared photon emission spectroscopy of a 45 nm soi ring oscillator. In *Reliability Physics Symposium (IRPS), 2012 IEEE International*, pages 2D.2.1–2D.2.7, 2012.
- [52] U. Kindereit, A. J. Weger, F. Stellari, P. Song, H. Deslandes, T. Lundquist, and P. Sabbineni. Near-infrared photon emission spectroscopy trends in scaled soi technologies. In *Proceedings from the 38th International Symposium for Testing and Failure Analysis*, November 2012.
- [53] James C Tsang, Jeffrey A Kash, and David P Vallett. Picosecond imaging circuit analysis. *IBM Journal of Research and Development*, 44(4) :583–603, 2000.
- [54] N. Khurana and C.L. Chiang. Analysis of product hot electron problems by gated emission microscopy. In *Reliability Physics Symposium, 1986. 24th Annual*, pages 189–194, April 1986.
- [55] J.A. Kash and J.C. Tsang. Dynamic internal testing of cmos circuits using hot luminescence. *Electron Device Letters, IEEE*, 18(7) :330–332, 1997.
- [56] J.A. Kash and J.C. Tsang. Hot luminescence from CMOS circuits : a picosecond probe of internal timing. *Physica Status Solidi (b) : basis solid state physics*, 204(1) :507–516, 1997.

- [57] J. C. Tsang and J. A. Kash. Picosecond hot electron light emission from submicron complementary metal-oxide-semiconductor circuits. *Applied Physics Letters*, 70 :889–891, 1997.
- [58] J.C. Tsang and M.V. Fischetti. Why hot carrier emission based timing probes will work for 50 nm, 1v {CMOS} technologies. *Microelectronics Reliability*, 41 :1465 – 1470, 2001.
- [59] N.D. Arora, John R. Hauser, and D.J. Roulston. Electron and hole mobilities in silicon as a function of concentration and temperature. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 29(2) :292–295, Feb 1982.
- [60] Alberto Tosi, Franco Stellari, Andrea Pigozzi, Giulio Marchesi, and Franco Zappa. Hot-carrier photoemission in scaled cmos technologies : a challenge for emission based testing and diagnostics. In *Reliability Physics Symposium Proceedings, 2006. 44th Annual., IEEE International*, pages 595–601. IEEE, 2006.
- [61] G. Hungerford and D. J.S. Birch. Single-photon timing detectors for fuluorescence ligfetime spectroscopy. *Measurement Science and Technology*, 7 :121–135, 1996.
- [62] Wolfgang Becker. *Advanced Time-Related Single Photon Counting Techniques*, chapter 3 : Multi-dimensional TCSPC Techniques, pages 27–46. Springer, 2005.
- [63] D. Vallett. Picosecond imaging circuit analysis, PICA. In *Microelectronics Failure Analysis Desk Reference*, pages 292–300. ASM International, 2011.
- [64] F. Stellari, A. J. Weger, S. Kim, D. Maliuk, P. Song, H. Ainspan, Y. Kwark, C. W. Baks, U. Kindereit, V. Anant, and T. Lundquist. A superconducting nanowire single-photon detector (SnSPD) system for ultra low voltage time-resolved emission (TRE) measurements of VLSI circuits. In *Conference Proceedings from the 39th International Symposium for the Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, 2013.
- [65] Hamamatsu Hpk, 314-15, Shimokanzo, Iwata City, Shizuoka Pref, 438-0193, Japan. *MCP Guide*, 2006.
- [66] J. L. Wiza. Microchannel plate detectors. *Nuclear Instruments and Methods*, 162 :587–601, 1979.
- [67] P. Seitz. *Single-Photon Imaging*, chapter Fundamentals of noise in optoelectronics, pages 1–26. Springer, 2011.
- [68] G. Bascoul, P. Perdu, M. Beguin, and D. Lewis. High performance thermography with ingaas photon counting camera. *Microelectronics Reliability*, 52(9-10) :2087–2092, 2012.
- [69] Hamamatsu hpks. *Technical Information - MCP assembly*.
- [70] Paul-Arthur Lemoine and Yannick De Wilde. La nano-imagerie par microscopie optique en champ proche. *Techniques de l'ingénieur - Nanosciences : concepts, caractérisation et aspects sécurité*, base documentaire : TIB194DUO.(ref. article : nm7100) :NM 7 100 –1 – NM7 100–18, 2007. fre.
- [71] Lord Rayleigh. On the manufacture and theory of diffraction-gratings. *Philosophical Magazine Series* 4, 47(310) :81–93, 1874.
- [72] Carroll Mason Sparrow. On spectroscopic resolving power. *The Astrophysical Journal*, 44 :76–86, 1916.
- [73] John McDonald. Optical microscopy. In *Microelectronics Failure Analysis Desk Reference*. ASM International, 2011.

- [74] S.M. Mansfield and G.S. Kino. Solid immersion microscope. *Applied Physics Letters*, 57(24) :2615–2616, 1990.
- [75] S. B. Ippolito, B.B. Goldberg, and M.S. Ünlü. High spatial resolution subsurface microscopy. *Applied Physics Letters*, 78(26) :4071–4073, 2001.
- [76] A.J. den Dekker and A. van den Bos. Resolution : a survey. *Journal of the Optical Society of America A, Optics, Image Science and Vision*, 14 :547–557, 1997.
- [77] G. Nützel. *Single-Photon Imaging*, chapter 5 : Single-Photon Imaging Using Electron Multiplication in Vacuum, pages 73–102. Springer, 2011.
- [78] A. Hajimiri, S. Limotyrakis, and T.H. Lee. Jitter and phase noise in ring oscillators. *IEEE transactions on solid-state circuits*, 34 :790–804, 1999.
- [79] F. Herzel and B. Razavi. A study of oscillator jitter due to supply and substrate noise. *IEEE transactions on circuits and systems - II : Analog and digital signal processing*, 46 :56–62, 1999.
- [80] R. Desplats, G. Faggion, M. Remmach, and P. Beaudoin, F.and Perdu. TRE signal processing by positive photon discrimination. In *Proceedings of the 11th International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 263–266. IEEE, 2004.
- [81] N. Khurana. Image emission microscope with improved image processing, March 1989.
- [82] D.L. Barton, P. Tangyonyong, J. M. Soden, A.Y. Liang, F.J. Low, A.N. Zaplatin, K. Shivanandan, and G. Donohoe. Infrared light emission from semiconductor devices. In *Proceedings of the 22nd International Symposium for Test and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 9–17, 1996.
- [83] T. R. Crimmins. Geometric filter for speckle reduction. *Applied Optics*, 24(10) :1438–1443, 1985.
- [84] R. Desplats, F. Beaudoin, G. Faggion, O. Jesson, P. Perdu, M. Leibowitz, T. Lundquist, and K. Shah. Automated PICA transistor channeling and spatial-temporal photon correlation for faster ic diagnosis. In *41st Annual IEEE International Reliability Physics Symposium Proceedings*, pages 545–552, 2003.
- [85] D.R. Knebel, M. A. Lavin, J. Moreno, P. Sanislav, P.N. Sanda, and S. H. Voldman. System and method for VLSI visualization, May 2005.
- [86] N. Khurana. System and method for resolving photoemission from semiconductor devices, Dec 2009.
- [87] R. Desplats, G. Faggion, F. Beaudoin, P. Perdu, T. Lundquist, K. Shah, A. Chion, M. Valletc, and P. Sardin. A new approach for faster IC analysis with PICA : STPC-3D. In *Proceedings of the 10th International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 45–53, 2003.
- [88] E. Frances. Traitement statistique de données spatio-temporelles d'un détecteur de photons issues de commutation dans les circuits intégrés. Master's thesis, Centre de Mathématiques et d'Informatique de l'Université de Provence, 2003.
- [89] G. Bascoul, P. Perdu, A. Benigni, S. Dudit, G. Celi, and D. Lewis. Time resolved imaging : From logical states to events, a new and efficient pattern matching method for VLSI analysis. *Microelectronics Reliability*, 51(9–11) :1640 – 1645, 2011.
- [90] G. Bascoul, P. Perdu, and J. Di Battista. Time resolved imaging solving FPGA logic fault localization by pattern matching technique. In *Conference proceedings from the 38th International Symposium for Testing and Failure Analysis (ISTFA)*, pages 286–289. ASM International, 2012.

- [91] G. Bascoul. *Application de la cartographie en émission de lumière dynamique (Time Resolved Imaging) pour l'analyse de défillance des composants VLSI*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux I, 2013.
- [92] S. W. Hell and J. Wichmann. Breaking the diffraction resolution limit by stimulated emission : stimulated-emission-depletion fluorescence microscopy. *Optics Letters*, 19 :180–182, 1994.
- [93] R. Heintzmann and C. G Cremer. Laterally modulated excitation microscopy : improvement of resolution by using a diffraction grating. In *BiOS Europe'98*, pages 185–196. International Society for Optics and Photonics, 1999.
- [94] Michael J Rust, Mark Bates, and Xiaowei Zhuang. Sub-diffraction-limit imaging by stochastic optical reconstruction microscopy (storm). *Nature methods*, 3(10) :793–796, 2006.
- [95] Franco Stellari. Tester-based methods to enhance spatial resolvability and interpretation of time-integrated and time-resolved emission measurements. In *39th International Symposium for Testing and Failure Analysis (November 3–7, 2013)*, pages 341–349. Asm International, 2013.
- [96] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao. Robust uncertainty principles : Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(2) :489–509, 2006.
- [97] Michael Lustig, David Donoho, and John M Pauly. Sparse MRI : The application of compressed sensing for rapid MR imaging. *Magnetic resonance in medicine*, 58(6) :1182–1195, 2007.
- [98] Chengbo Li, Ting Sun, Kevin F Kelly, and Yin Zhang. A compressive sensing and unmixing scheme for hyperspectral data processing. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21(3) :1200–1210, 2012.
- [99] Dharmpal Takhar, Jason N Laska, Michael B Wakin, Marco F Duarte, Dror Baron, Shriram Sarvotham, Kevin F Kelly, and Richard G Baraniuk. A new compressive imaging camera architecture using optical-domain compression. In *Electronic Imaging 2006*, pages 606509–606509. International Society for Optics and Photonics, 2006.
- [100] Ms Ting Sun, Gary L Woods, Marco F Duarte, Kevin Kelly, Chengbo Li, and Yin Zhang. Obic measurements without lasers or raster-scanning based on compressive sensing. In *ISTFA 2009 : Conference Proceedings from the 35th International Symposium for Testing and Failure Analysis, November 14-19, 2009, San Jose McEnery Convention Center, San Jose, California, USA*, pages 272–276. ASM International, 2009.
- [101] R.G. Baraniuk, K. F. Kelly, and G. L. Woods. Temporally and spatially resolved single photon counting using compressive sensing for debug of integrated ccircuit, LIDAR and other aapplication., Oct. 2011.
- [102] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6) :679–698, 1986.
- [103] Theodosios Pavlidis and Steven L. Horowitz. Segmentation of plane curves. *IEEE Transactions on Computers*, 23(8) :860–870, 1974.
- [104] F. Meyer and S. Beucher. Morphological segmentation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 1(1) :21–46, 1990.

- [105] S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu, and S. Binczak. Filtering and emission area identification in the Time Resolved Imaging data. In *Proceeding of the 38th International Symposium for Test and Failure Analysis*, pages 264–272, Phoenix, USA, 2012.
- [106] Ping-Sung Liao, Tse-Sheng Chen, and Pau-Choo Chung. A fast algorithm for multilevel thresholding. *Journal of Information Science and Engineering*, 17(5) :713–727, 2001.
- [107] D. Y. Huang, T.W. Lin, and W. C. Hu. Automatic multilevel thresholding based on two stage Otsu's method with cluster determination by valley estimation. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 7 :5631–5644, 2011.
- [108] Hamed Shah-Hosseini and Reza Safabakhsh. Automatic multilevel thresholding for image segmentation by the growing time adaptive self-organizing map. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(10) :1388–1393, 2002.
- [109] M. Cheriet, J. N. Said, and C. Y. Suen. A recursive thresholding technique for image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(6) :918–921, 1998.
- [110] Nobuyuki Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285-296) :23–27, 1975.
- [111] Wen-Hsiang Tsai. Moment-preserving thresholding : A new approach. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29(3) :377–393, 1985.
- [112] John C. Russ. *The image Processing Handbook*, chapter Processing Binary Images, pages 443–509. CRC Press, sixth edition, 2011.
- [113] David Marr and Ellen C. Hildreth. Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences*, 207(1167) :187–217, 1980.
- [114] R. M. Haralick and L. G. Shapiro. *Computer and Robot Vision*, volume 1. Addison-Wesley, 1991.
- [115] Luc Vincent. Morphological grayscale reconstruction in image analysis applications and efficient algorithms. *IEEE transactions on Image Processing*, 2 :176–201, 1993.
- [116] Mehmet Sezgin and Bülent Sankur. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic imaging*, 13(1) :146–168, 2004.
- [117] Azriel Rosenfeld and Pilar De La Torre. Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 13(3) :231–235, 1983.
- [118] J.N. Kapur, P. K. Sahoo, and A.K.C. Wong. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer vision, graphics, and image processing*, 29(3) :273–285, 1985.
- [119] N. Friel and I. S. Molchanov. A new thresholding technique based on random sets. *Pattern Recognition*, 32(9) :1507–1517, 1999.
- [120] Jaakko Sauvola and Matti Pietikäinen. Adaptive document image binarization. *Pattern Recognition*, 33(2) :225–236, 2000.
- [121] William Niblack. *An Introduction to Image Processing*. Prentice-Hall, 1986.
- [122] Faisal Shafait, Daniel Keysers, and Thomas M Breuel. Efficient implementation of local adaptive thresholding techniques using integral images. In *SPIE Proceedings*, volume 6815, pages 681510–681510. International Society for Optics and Photonics, 2008.

- [123] Hui Zhang, Jason E Fritts, and Sally A Goldman. Image segmentation evaluation : A survey of unsupervised methods. *Computer Vision and Image Understanding*, 110(2) :260–280, 2008.
- [124] Yu J. Zhang. A survey on evaluation methods for image segmentation. *Pattern recognition*, 29(8) :1335–1346, 1996.
- [125] Pavlos Stathis, Ergina Kavallieratou, and Nikos Papamarkos. An evaluation technique for binarization algorithms. *Journal of Universal Computer Science*, 14(18) :3011–3030, 2008.
- [126] Konstantinos Ntirogiannis, Basilios Gatos, and Ioannis Pratikakis. An objective evaluation methodology for document image binarization techniques. In *Proceedings of the 8th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems, (DAS'08)*, pages 217–224. IEEE, 2008.
- [127] Mark Polak, Hong Zhang, and Minghong Pi. An evaluation metric for image segmentation of multiple objects. *Image and Vision Computing*, 27(8) :1223–1227, 2009.
- [128] Fethi Smach, Cedric Lemaître, Jean-Paul Gauthier, Johel Miteran, and Mohamed Atri. Generalized Fourier descriptors with applications to objects recognition in SVM context. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 30 :43–71, 2008.
- [129] Philippe Perdu, Guillaume Bascoul, Samuel Chef, Guillaume Celi, and Kevin Sanchez. Optical probing (EOFM / TRI) : A large set of complementary applications for ultimate VLSI. In *Proceedings of the 20th IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 119–126, July 2013.
- [130] Stéphane Mallat. *Un exploration des signaux en ondelettes*. Les éditions de l'école polytechnique, 2007.
- [131] D. Gabor. Theory of communication. *Electrical Engineers - Part III : Radio and Communication Engineering, Journal of the Institution of*, 93(26) :429–441, November 1946.
- [132] Michel Misiti, Yves Misiti, Georges Oppenheim, and Jean-Michel Poggi. *Wavelets and their Applications*. Wiley Online Library, 2007.
- [133] C. Burges. Dimension reduction : A guided tour. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2(4) :275–365, 2009.
- [134] John A Lee and Michel Verleysen. *Nonlinear dimensionality reduction*. Springer, 2007.
- [135] Karl Pearson. On line and plane of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, 2 :559–572, 1901.
- [136] H. Hotelling. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of educational psychology*, 24(6) :417, 1933.
- [137] James MacQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, pages 281–297. California, USA, 1967.
- [138] S. Chef, S. Jacquir, K. Sanchez, P. Perdu, and S. Binczak. Frequency mapping in dynamic light emission with wavelet transform. *Microelectronics Reliability*, 53(9) :1387–1392, 2013.
- [139] Ludovic Lebart, Marie Piron, and Alain Morineau. *Statistique Exploratoire Multidimensionnelle - Visualisation et inférence en fouilles de données*, chapter 6 : Méthodes de Classification, pages 247–328. Dunod, 2006.

- [140] Laurent Candillier. *Contextualisation, visualisation et évaluation en apprentissage non supervisé*. Thèse de doctorat, Université Charles de Gaulle - Lille 3, 2006.
- [141] Thorvald Sørensen. A method of establishing groups of equal amplitude in plant sociology based on similarity of species content and its application to analyzes of the vegetation on danish commons. *Biologiske Skrifter*, 5 :1–34, 1948.
- [142] A. K Jain, M. N. Murty, and P. J. Flynn. Data clustering : a review. *ACM computing surveys (CSUR)*, 31(3) :264–323, 1999.
- [143] Rui Xu and Donald Wunsch. Survey of clustering algorithms. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 16(3) :645–678, 2005.
- [144] Rui Xu and Donald. Wunsch. *Clustering*. John Wiley & Sons, 2007.
- [145] B. S. Everitt, S. Landau, M. Leese, and D. Stahl. *Cluster Analysis*, chapter Finite mixture densities as models for cluster analysis, pages 144–186. John Wiley & Sons, 5th edition, 2010.
- [146] H.P. Kriegel, P. Kröger, J. Sander, and A. Zimek. Density-based clustering. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Data Mining and Knowledge Discovery*, 1(3) :231–240, 2011.
- [147] Satu Elisa Schaeffer. Graph clustering. *Computer Science Review*, 1(1) :27–64, 2007.
- [148] M. Ester, H.P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data mining*, volume 1996, pages 226–231. AAAI Press, 1996.
- [149] T. Ali, S. Asghar, and N.A. Sajid. Critical analysis of DBSCAN variations. In *Proceedings of 2nd the International Conference on Information and Emerging Technologies (ICIET)*, pages 1–6, 2010.
- [150] N. Suthar, I. Rajput, and V. Gupta. A technical survey on DBSCAN clustering algorithm. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 4 :1775–1781, 2013.
- [151] Peng Liu, Dong Zhou, and Naijun Wu. Vdbscan : Varied density based spatial clustering of applications with noise. In *Proceedings of the 4th International Conference on Service Systems and Service Management (ICSSSM)*, pages 1–4, June 2007.
- [152] J. Ferrigno. *Caractérisation de circuits intégrés par émission de lumière statique et dynamique*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux I, 2008.
- [153] J. L. Bentley. Multidimensional binary search trees used for associative searching. *Communications of the ACM*, 18(9) :509–517, 1975.
- [154] A. Uchikado, S. Kawanab, T. Okubo, A. Shimase, T. Majima, N. Hirai, Y. Ito, and T. Nakamura. Case studies on application of time resolved imaging emission microscopy for backside timing analysis. In *Proceedings of the 19th International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 1–4, 2012.
- [155] S. Chef, S. Jacquir, P. Perdu, K. Sanchez, and S. Binczak. Spatial correction in dynamic photon emission by affine transformation matrix estimation. In *Proceedings of the 21st International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, 2014.
- [156] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool. Speeded-up robust features (surf). *Computer Vision and Image Understanding*, 110(3) :346–359, 2008.

- [157] Philip Torr and Andrew Zisserman. Robust computation and parametrization of multiple view relations. In *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 727–732. IEEE, 1998.
- [158] S. Chef, P. Perdu, G. Bascoul, S. Jacquir, K. Sanchez, and S. Binczak. New statistical post processing approach for precise fault and defect localization in TRI database acquired on complex VLSI. In *Proceedings of the 20th IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 136–141, July 2013.
- [159] S. Chef, S. Jacquir, P. Perdu, K. Sanchez, and S. Binczak. Cluster matching in time resolved imaging for VLSI analysis. In *Proceedings of the IEEE 21st International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA)*, pages 379–382, June 2014.

TABLE DES FIGURES

1.1	Processus global d'analyse de défaillances des circuits intégrés. L'image d'illustration de l'analyse physique est extraite de [6].	10
1.2	Exemple de diagramme de Shmoo où l'effet des variations de tensions d'alimentation et de périodes du signal est étudié [7].	12
1.3	Schéma d'une vue en coupe d'un composant Flip-Chip. Image extraite de [15].	15
1.4	Absorption du silicium en fonction de l'énergie des photons pour différents profils de dopage [16]. Cas de type n (a) et de type p (b).	16
1.5	Schéma de principe de la microscopie confocale. Extrait de [17].	17
1.6	Images de la même scène en microscopie infrarouge à champ large (a) et microscopie confocale à balayage laser (b).	18
1.7	Cartographie fréquentielle par sonde laser (EOFM/LVI) [26].	20
1.8	Schéma des mécanismes de transitions inter-bandes (A,B) et intra-bandes (C,D) dans le silicium.	24
1.9	Caractéristique d'une jonction pn. Extrait de [38]	25
1.10	Schéma d'un transistor MOS en saturation (a) et caractéristique du courant en fonction de la tension drain-source (b).	27
1.11	Schéma du thyristor parasite dans une structure CMOS à substrat p.	29
1.12	Spectre de l'électroluminescence pour les différentes sources [46].	30
2.1	L'inverseur CMOS (a) et évolution de la tension de sortie en fonction de la tension d'entrée (b). V_{TN} : Tension de seuil du NMOS, V_{TP} : Tension de seuil du PMOS, G : Grille, D : Drain, S : Source.	36
2.2	Forme d'onde des signaux électriques et optiques dans l'inverseur CMOS stimulé dynamiquement.	39
2.3	Schéma du système pour l'émission de lumière dynamique. DUT : Device Under Test.	40
2.4	Photomultiplicateurs et galette à microcanaux. Principe de la photo multiplication (a) [66], schéma d'une vue éclatée d'un MCP et principe de fonctionnement (b).	44
2.5	Exemple d'affichage des données TRI brutes dans l'espace (x, y, t)	45

2.6	Affichages usuels des données TRI. Cartographie spatiale avec superposition sur pattern (a), affichage 3D du profil d'émission (b) et forme d'onde temporelle (c).	48
2.7	Photons rapportés lorsqu'il y a commutation (a,c) et lorsque ce n'est pas le cas (b,d). Superposition sur l'image optique du circuit (a,b) et vues 3D (c,d).	53
2.8	Tâches d'Airy de deux sources ponctuelles voisines. Cas résolu (à gauche) et cas à la limite de résolution (à droite) [70].	54
2.9	(a) Schéma de principe de l'émission de flux d'électrons parasites dans un système multi-étage et (b) Image au MEB d'un MCP [77].	56
2.10	Illustration de la différence de résolution spatiale pour l'émission entre le capteur InGaAs (a) et le capteur MCP (b).	57
3.1	Un exemple de décomposition du processus pour l'analyse séquentielle. Identification des nœuds dans le sous-espace $(x,y)(a)$, analyse de la demi-période temporelle (b) et cartographie des résultats (c).	64
3.2	Exemple de principe de l'analyse 3D. Cas d'une base acquise sur le composant sain (a) et d'un composant défaillant (b). Les photons en orange dans (b) sont des photons liés au défaut.	65
3.3	Principe de pondération en STPC	72
3.4	Exemple de pondération sur base de données réelle.	73
3.5	Exemple de bases de données après filtrage STPC.	74
3.6	Séquence utilisée pour l'analyse en pattern matching (a) et émission superposée au pattern (b) [89].	76
3.7	Scores de pattern matching pour le signal de données (a) et d'horloge (b). Toutes ces figures sont extraites de [89].	77
3.8	Exemple d'images de propagation de signaux acquises sur une structure de test en 45 nm. Au dessus, image d'émission et en dessous le résultat de l'analyse de phase [91].	79
3.9	Exemple d'apport en résolution par maîtrise de la séquence de test. Sans distinction (a), lorsque SEL = 0 (b), lorsque SEL= 1 (c) et résultat de la soustraction des deux images (d). Extrait de [95].	81
4.1	Exemple d'affichage 3D d'une image TRI pour illustration de l'allure gaussienne des spots.	88
4.2	Exemples d'images TRI (a et b) et leurs histogrammes correspondants (c et d).	90
4.3	Schéma explicatif du seuillage itératif.	91
4.4	Exemple d'application du seuillage itératif sur une image acquise en émission de lumière dynamique. Image brute (a) et résultat de chacune des cinq itération (b-f).	92

4.5 Exemple de résultats d'identification des nœuds par seuillage itératif et traitements complémentaires. Image après seuillage en (a), ouverture (b), détection de contours (c), reconstruction morphologique (d) et superposition sur l'image du circuit après étiquetage (e). . .	95
4.6 Application du seuillage itératif sur un cas complexe. Image d'origine en (a), résultats du seuillage itératif de (b) à (g), après application des traitements complémentaires (h) à (m) et résultat final (n).	97
4.7 Exemple d'histogramme (bleu) et son enveloppe convexe (vert).	100
4.8 Jeu d'images d'évaluation pour l'étude d'algorithme de seuillage.	105
4.9 Boîte à moustaches des scores OCE par image des différentes méthodes de seuillage évaluées.	109
4.10 Résultats image par image pour chaque algorithme.	110
4.11 Illustration du gain obtenu par combinaison de méthode de seuillage. Le résultat théorique (a), celui de la méthode d'Otsu (b), celui de la méthode de Tsai (c) et celui par combinaison de seuillage global et local (d).	112
5.1 Contre exemple de détermination de la fréquence par recherche de maximum. Restriction autour d'un intervalle de 0 à 300 MHz.	121
5.2 Exemple d'autocorrélation d'un signal TRE brut.	123
5.3 Dilatation et translation d'une ondelette [132].	127
5.4 Représentation temporelle du signal synthétique utilisé dans l'exemple de la FIGURE 5.5. . . .	128
5.5 Scalogramme d'un signal synthétique pour illustration.	129
5.6 Exemple de résultats aux échelles 1 (a) et 64 (b) de la transformée en ondelettes d'un signal TRE.	130
5.7 Schéma bloc du processus de cartographie de la fréquence en TRI.	131
5.8 Identifications des spots pour les acquisitions A (image a) et B (image B).	133
5.9 Présentation de la zone d'acquisition. Les numéros indiquent l'étiquette du spot.	134
5.10 Signal TRE de la région 6.	135
5.11 Autocorrélation de la transformée en ondelette à l'échelle 64 du signal TRE de la région 2 dans l'acquisition B.	137
5.12 Score de détection en fonction de l'échelle utilisée pour l'estimation.	138
5.13 Estimation de la fréquence en fonction de l'échelle par région. Une case verte indique une détection juste alors qu'une case rouge indique une erreur.	138
5.14 Superposition des spots dont l'activité a changé entre les deux acquisitions.	139
5.15 ACP des densités spectrales des signaux de l'acquisition B et classification par k-moyenne. . .	142

5.16 Cartographie fréquentielle par pixel de l'acquisition A.	144
5.17 Acquisition isolée de chacune des chaînes d'inverseurs par le capteur InGaAs du TriPhemos. Chaîne 10 MHz en (a), 13 MHz en (b) et 27 MHz (c).	145
6.1 Illustration de la notion d'atteignable par densité. On considère que $\mu = 4$	157
6.2 Étapes de classification par DBSCAN.	159
6.3 Schéma d'illustration de densités multiples.	161
6.4 Schéma du processus d'analyse de classes pour la localisation de défauts dans les VLSI. . . .	163
6.5 Schéma du préclassement.	165
6.6 Cartographie d'émission acquise sur le composant sain.	166
6.7 Extrait de la forme d'onde optique globale de la région d'acquisition.	167
6.8 Distances normalisées jusqu'au quatrième ppv triées pour l'acquisition haute densité. Échelle logarithmique en abscisse.	168
6.9 Extrait de la base de données avant traitement.	169
6.10 Extrait de la base de données après classification. Chaque couleur indique une classe différente.	169
6.11 Diagramme en boîtes des écarts-types temporels de chaque classe.	170
6.12 Diagramme en boîtes du logarithme népérien de écarts-types temporels de chaque classe. . .	171
6.13 Ecart-type temporel de chaque classe en fonction de la coordonnée temporelle du barycentre de la classe.	171
6.14 Photons liés aux classes à large écart-type temporel. Chaque couleur représente une classe. .	172
6.15 Distances normalisées jusqu'au quatrième PPV triées pour l'acquisition faible densité. Échelle logarithmique en abscisse.	175
6.16 Extrait de la base de données faible densité après classification. Chaque couleur indique une classe différente.	175
6.17 Diagramme en boîte du logarithme népérien des écarts-types temporels des classes de l'ac- quisition faible densité.	176
6.18 Ecart-type temporel en fonction de la coordonnée temporel du barycentre de chaque classe pour la base faible densité.	176
6.19 Forme d'onde optique générale de l'acquisition chaîne d'inverseurs.	178
6.20 Exemples d'extraits de différence temporelle entre photons adjacents. Courbe (a) estimée à partir de la base de données acquises sur le microcontrôleur de la section 4.2.2 et la courbe (b) correspond aux chaînes d'inverseurs implantées dans un FPGA 130 nm, présentées dans le chapitre 5.	179

6.21 Extrait des photons classé par DBSCAN dans l'exemple FPGA. Les couleurs sont liées à l'étiquette de la classe.	180
6.22 Classification des mêmes données qu'en FIGURE 6.10 avec préclassement adaptatif. $\delta t = 5$ ps, $\varepsilon = 0,1$ a.u. et $\mu = 5$	181
6.23 Schéma explicatif de l'appariement de classes. 1 - Identification des groupes de photons. . . .	185
6.24 Schéma explicatif de l'appariement de classes. 2 - Estimation des barycentres de chaque classes.	186
6.25 Schéma explicatif de l'appariement de classes. 3 - Calcul des distances classe à classe et recherche du plus proche voisin.	187
6.26 Schéma explicatif de l'appariement de classes. 4 - Résultats.	188
6.27 Schéma explicatif de l'appariement de classes. 5 - Histogramme des distances d'appariement	188
6.28 Schéma explicatif de l'appariement de classes. 6 - Isolation de la classe sans équivalent. . . .	189
6.29 Superposition de l'émission de lumière sur l'image du circuit par microscopie IR pour l'étude de RAM par appariement de classes. Acquisitions réalisées en 20 \times sur un microcontrôleur PIC16F684.	190
6.30 Différence entre les deux images TRI des séquences de test pour la RAM du PIC16F684. L'intensité du pixel indique le nombre de photons de différence.	190
6.31 Photons restants après classifications pour chacune des bases de données. En bleu, les photons de la base A et en rouge, ceux de la base B.	191
6.32 Histogramme des distances d'appariement de A vers B (a) et B vers A (b). Représentation en échelle semi-logarithmique.	192
6.33 Photons appartenant à des classes de distances d'appariement supérieures à 10^4 a.u., base A en (a) et base B en (b).	193
6.34 Extrait de la boîte à moustaches des distances d'appariement des classes de A vers B. . . .	194
6.35 En (a), groupes de photons de A de distances d'appariement supérieures à 800 a.u. et intégralité des photons de B après classification. En (b), agrandissement d'une portion où il semblait y avoir recouvrement.	196

LISTE DES TABLES

2.1	Tableau récapitulatif des propriétés des différents type de capteurs pour le comptage de photons en temps corrélé pour l'analyse de circuits VLSI.	42
3.1	Synthèse des stratégies de traitements	66
4.1	Matrice de confusion du classement des images issues du seuillage itératif par DFG et SVM. .	114
5.1	Matrice de confusion de l'estimation de fréquence sur l'acquisition A par la méthode supervisée.	135
5.2	Matrice de confusion de l'estimation de fréquence sur l'acquisition A par la méthode aveugle. .	135
5.3	Matrice de confusion de l'estimation de fréquence sur l'acquisition B par la méthode supervisée.	137
5.4	Matrice de confusion de l'estimation de fréquence sur l'acquisition B par la méthode aveugle. .	137
6.1	Tableau comparatif de différentes catégories d'algorithmes de classifications [140].	156

ALGORITHME DE SEUILLAGE ITÉRATIF

On donne une version pseudo-code du seuillage itératif dans Algorithme 1. Au niveau des paramètres d'entrée, l'algorithme ne requiert que l'image TRI à seuiller. Une pile d'images binaires est fournie en sortie. Concernant le corps de l'algorithme, un premier seuil est calculé à partir d'une méthode laissée au choix de l'utilisateur (fonction notée *calcul_seuil*). Une fois celui-ci estimé, une image binaire de l'image à seuiller est créée. Celle-ci est sauvegardée dans la pile de sortie et est utilisée comme masque. Tous les pixels dont les valeurs sont à 1 dans l'image binaire sont mis à zéro dans la variable tampon *img_to_bin*, ainsi les pixels précédemment identifiés ne pourront plus être affectés au premier plan si une nouvelle binarisation doit être effectuée : ils ont la même valeur que l'arrière plan théorique. On calcule la moyenne de cette nouvelle image et si celle-ci est supérieure à zéro, l'ensemble de la procédure est répétée. La moyenne est une métrique simple permettant de vérifier qu'il ne reste plus rien à seuiller dans l'image et ainsi arrêter l'algorithme de façon automatique.

Entrées : *img* : image à segmenter

Output : *bw_stack* : Pile contenant toutes les images binarisées

m ← *moyenne*(*img*);

img_to_bin ← *img*;

n ← 1;

tant que *m* > 0 **faire**

seuil ← *calcul_seuil*(*img_to_bin*);

bw ← *binarisation*(*img_to_bin*, *seuil*);

bw_stack(*n*) ← *bw*;

img_to_bin(*bw* = 1) ← 0;

m ← *moyenne*(*img_to_bin*);

n ← *n* + 1;

fin

Algorithme 1 : Pseudo-code de l'algorithme de seuillage itératif.

Résumé :

La localisation du défaut est une étape critique du processus d'analyse de défaillance des circuits intégrés. L'émission de lumière dynamique est une des techniques employées à cette fin. Elle présente l'avantage d'être peu invasive et de ne requérir que peu de préparation de l'échantillon. Cependant, les évolutions technologiques entraînent une complexification des signaux acquis par ce moyen. En conséquence, l'extraction d'informations pertinentes par une approche purement manuelle devient de plus en plus délicate. Ces travaux de thèse visent à résoudre cette problématique en étudiant les apports possibles du traitement post-acquisition des signaux, l'objectif final étant d'assister l'expert dans l'analyse de circuits de technologies avancées.

Abstract:

Defect localisation is a critical step of the integrated circuit failure analysis process. Dynamic light emission is one of the techniques used for this purpose. It has the benefit of being minimally invasive and it requires little sample preparation. However, technological evolution leads to a complexification of the signals acquired by this mean. As a consequence, extraction of relevant information by a manual analysis becomes more difficult. The work reported in this thesis aims to solve this issue by considering post-acquisition signal processing, in order to help the expert in the analysis of advance devices.

